

6

**DÉPARTEMENT DE GÉOMATIQUE APPLIQUÉE**  
**Faculté des lettres et sciences humaines**  
**Université de Sherbrooke**

**Apport des données ASTER et d'un réseau de neurones à  
rétropropagation à la modélisation de la dégradation du sol d'un  
bassin marneux du Rif marocain**

**Par**  
**Mohamed CHIKHAOUI**

**Thèse présentée pour l'obtention du grade de  
Philosophiae Doctor (PhD) en télédétection**

2005  
© M. Chikhaoui

I-2125

## Dédicace

### *À la mémoire de mes grands parents*

*À mes très chers parents, source inépuisable d'amour et de tendresse. Vous m'avez inculqué la passion du savoir. Vous avez toujours éclairé ma voie par vos conseils et votre vertu. Rien au monde ne pourrait compenser tous les sacrifices que vous avez consentis pour mon éducation et mon bien être ☺;*

*À mes frères et sœurs ☺;*

*À mes deux familles Chikhaoui et El Kadiri Boutchiche pour leur soutien inaltérable ☺;*



## Remerciements

Cette thèse, fruit de plusieurs années de recherche, ne serait réalité sans la contribution multiforme de nombre de personnes à l'endroit desquelles je tiens à réitérer toute ma reconnaissance.

A priori, mes remerciements vont à l'endroit du Pr. Ferdinand Bonn pour son encadrement attentif et constructif durant toutes ces années de recherche. Disponible, rigoureux et confiant, ses qualités scientifiques et humaines ont été gage de succès à tous les niveaux. Qu'il reçoive ici l'expression la plus sincère de ma gratitude.

Au Pr. Abdelaziz Merzouk (IAV), je dis un grand merci pour la co-direction de cette thèse. Sa connaissance intime du terrain et son expérience scientifique ont été plus que déterminantes dans les orientations de mes travaux de recherche. Codiriger une thèse à distance n'est pas chose toujours aisée ; cependant, j'ai pu bénéficier de son attention et de son écoute à chaque fois que le besoin s'est fait sentir.

Je tiens à remercier les membres du jury pour l'intérêt accordé à cette thèse ainsi que pour leur disponibilité à l'évaluer.

Je remercie également l'OTAN, la Chaire de Recherche du Canada en Observation de la Terre, l'Université de Sherbrooke, le Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie (CRSNG) du Canada (subventions du Pr. F. Bonn) pour les appuis financiers multiformes consentis pour la réalisation des différentes phases de ce travail. Aussi, toute ma reconnaissance va à l'endroit du Gouvernement du Maroc pour l'octroi d'une bourse d'exemption des frais majorés. Dans la même veine, qu'il me soit permis de remercier les projets Hydromed et AMBRE pour avoir mis à ma disposition leurs bases de données.

Au Pr. G. B. Béné, directeur du Département de géomatique appliquée (DGA), au corps professoral ainsi qu'à tout le personnel du CARTEL, j'adresse mes vifs remerciements. Ces années de collaboration ont été agréables et profitables à plusieurs égards.

À Mr. P. Gagnon tout le mérite de la traduction de mes publications en anglais et la révision de mes différents manuscrits. Je lui dis un grand merci. Les mêmes remerciements s'adressent à Mr. P. Cliche pour son soutien technique lors de mes travaux de terrain, à l'IAV Hassan II pour son support logistique. Un grand merci à A. I. Bokoye pour son soutien amical et moral ainsi que son appui logistique.

Je remercie également MM. Alami Mejjati et R. Hamimaz de l'IAV Hassan II pour leur encouragement afin de poursuivre des études doctorales et pour leur aide dans les démarches administratives.

Ce travail n'aurait jamais pu être mené à bien sans le soutien constant et indéfectible de ma famille.

Je voudrais aussi remercier mes amis, et en particulier, Y. Diakité et M. Ziad Aly pour leur appui et leurs encouragements. Je tiens à remercier également mes amis de Montréal pour leur disponibilité et pour tous les moments passés ensemble.

Enfin un grand merci à tous les étudiants non gradués, maîtrisards, thésards du DGA et stagiaires post-doc du CARTEL pour leur soutien et les agréables moments passés ensemble durant ces années de thèse.

## Résumé

Mohamed CHIKHAOUI (2005) Apport des données ASTER et d'un réseau de neurones à rétropropagation à la modélisation de la dégradation du sol d'un bassin marneux du Rif marocain. Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec.

L'étude des phénomènes de dégradation du sol nécessite la caractérisation des propriétés de la surface. Cette caractérisation passe par l'intégration de variables descriptives du milieu : physique, biologique et anthropique. Au Maroc, l'extension spectaculaire des processus d'érosion des sols révèle de plus en plus des aspects inquiétants. Face à ce fléau, le pays éprouve un besoin pressant d'évaluation des effets de l'érosion sur la productivité des sols afin d'en mesurer l'ampleur et permettre l'élaboration de meilleures stratégies de conservation. La problématique de notre projet de recherche s'inscrit dans l'optique de développer une approche géomatique pour cartographier et déterminer les états de surface d'un petit bassin versant méditerranéen utilisables à des fins de modélisation des paramètres de dégradation du sol. Dans la présente recherche, la définition des classes de niveau de dégradation des sols se base sur la méthode GLASOD (*Global Assessment of Soil Deterioration*).

Pour atteindre les objectifs assignés à notre étude, nous avons adopté deux approches. La première est spectrale et se base sur les indices spectraux, la méthode SAM (*Spectral Angle Mapping*) et le démixage spectral. Ce procédé nous a permis de comprendre la relation de synergie entre les propriétés spectrales des sols et leur état de dégradation. Aussi, nous avons élaboré un nouvel indice spectral nommé LDI (*Land Degradation Index*). Cet indice est intéressant et permet d'obtenir des résultats quantitatifs. Nous avons pu également établir une corrélation intéressante ( $R^2=0,67$ ) entre un indice spectral dérivé des données ASTER et la fraction argileuse de l'horizon de surface des sols de notre zone d'étude. La deuxième approche repose sur la modélisation des données multisources à travers un réseau de neurones dirigé basé sur l'algorithme à rétropropagation. La qualité des résultats de cette approche dépend de la détermination des paramètres intrinsèques du RN. Dans la présente recherche, nous avons apporté quelques éléments de réponse pour mieux définir ceux-ci.

La comparaison des résultats obtenus par les différentes approches a permis de mettre en relief l'existence d'une correspondance globale entre ceux-ci, dans le sens où ils représentent la réalité du terrain. Par ailleurs, l'approche neuronale se démarque par un taux de précision plus élevé ( $Kappa=0,91$ ) dû à l'intégration de données multisources à l'information spectrale. Le coefficient Kappa a permis d'évaluer l'exactitude de la classification et son interprétation a été réalisée par le calcul du test statistique Z.

La validation des résultats est basée sur la photo-interprétation, la vérité de terrain et l'analyse de la variabilité spatiale des données par l'approche géostatistique. Cette dernière a permis également d'analyser et d'interpréter les données images en se basant sur les paramètres du semi-variogramme.

À la lumière des résultats obtenus, nous avons montré l'intérêt de l'utilisation du capteur ASTER dans l'étude du phénomène de dégradation des sols dans le bassin méditerranéen (nord du Maroc). L'avènement de ce capteur permet d'envisager une amélioration de l'étude des sols. En effet, ceux-ci présentent une forte dynamique spectrale dans le domaine de l'infrarouge. Ainsi, les résultats obtenus dans le cadre de la présente thèse ont permis d'élaborer un schéma d'aménagement du bassin versant Saboun pour freiner ce phénomène.



## Abstract

Mohamed CHIKHAOUI (2005) The contribution of ASTER data and a back-propagation neural network to the modeling of soil degradation in a marl watershed in the Rif (Morocco). Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec.

The study of soil degradation phenomena requires the characterization of surface properties. This characterization is based on the integration of the descriptive variables of the local environment: physical, biological and anthropic. In Morocco, the spectacular expansion of erosive processes shows increasingly alarming aspects. Faced with this situation, the country has an urgent need for evaluating the effects of erosion on soil productivity to measure its amplitude and to foster the implementation of better conservation strategies. The overall objective of our research project is to develop a geomatics approach for the mapping and determination of the surface states in a small Mediterranean watershed that can be used for modeling the soil degradation parameters. In the present research, the class definitions of the different levels of degradation are based on the GLASOD (*Global Assessment of Soil Deterioration*) method.

To reach the objectives set for our study, we adopted two approaches. The first is a spectral approach and is based on spectral indices, the SAM (*Spectral Angle Mapping*) method, and on spectral unmixing. This procedure gave us a better comprehension of the synergistic relationship between the spectral properties of soils and their state of degradation. Also, we elaborated a new spectral index referred to as the LDI (*Land Degradation Index*). This index is interesting and provides quantitative results. We were also able to establish an interesting correlation ( $R^2=0.67$ ) between a spectral index derived from ASTER data and the clayey fraction of the soil surface horizon in our study area. The second approach focuses on the modeling of multisource data through the use of a supervised neural network based on a back-propagation algorithm. The quality of results of this approach depends on the determination of the intrinsic parameters of RN. In the present research, we provide some answers concerning issues relating to these parameters in the hope of better defining them.

The comparison of the results obtained using the different approaches outlined the existence of a global correspondence between these parameters, in the sense that they represent ground reality. Moreover, the neural approach stands out with a higher accuracy rate ( $Kappa=0.91$ ) due to the integration of multisource data and spectral information. The Kappa coefficient permitted the evaluation of the accuracy of the classification and its interpretation was carried out based on the calculation of the Z statistics test.

The validation of results is based on photointerpretation, ground truth and the analysis of the spatial variability of the data using the geostatistics approach. The latter also permitted the analysis and the interpretation of the image data based on the semi-variogram parameters.

In light of the results obtained, we have shown the interest of using the ASTER sensor for the study of the soil degradation phenomenon in the Mediterranean basin (north of Morocco). The introduction of this sensor should provide an opportunity to improve soil studies, as soils are characterized by high spectral dynamics in the infrared domain. Moreover, the results obtained in the framework of the present thesis permitted the elaboration of a regional plan for the Saboun watershed in the perspective of reducing the progression of this phenomenon.

## Table des matières

DÉDICACE .....	III
REMERCIEMENTS .....	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT.....	VI
TABLE DES MATIÈRES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX .....	X
LISTE DES FIGURES .....	XII
ACRONYMES ET SIGLES .....	XVI
<b>CHAPITRE 1 : INTRODUCTION GÉNÉRALE .....</b>	<b>2</b>
1.1. CADRE GÉNÉRAL DE L'ÉTUDE.....	2
1.2- PROBLÉMATIQUE .....	3
1.3- OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES DE RECHERCHE .....	6
1.4- ORGANISATION DE LA THÈSE .....	7
<b>CHAPITRE 2 : NOTIONS ET DÉFINITIONS DE LA DÉGRADATION DES SOLS.....</b>	<b>9</b>
2.1. INTRODUCTION.....	9
2.2. DÉGRADATION DES SOLS DANS LE RIF MAROCAIN.....	10
2.2.1. DÉFINITIONS LIÉES À LA DÉGRADATION DES SOLS .....	10
2.2.2. FORMES ET FACTEURS DE LA DÉGRADATION DES SOLS .....	13
2.2.3. INDICES DE LA DÉGRADATION DES SOLS .....	14
2.3. CONCLUSION .....	14
<b>CHAPITRE 3 : ZONE D'ÉTUDE, DONNÉES UTILISÉES ET MÉTHODOLOGIE.....</b>	<b>16</b>
3.1. ZONE D'ÉTUDE .....	16
3.1.1. CADRE GÉOGRAPHIQUE .....	16
3.1.2. CLIMAT .....	17
3.1.3. GÉOLOGIE ET SOLS .....	19
3.1.4. OCCUPATION DES SOLS.....	20
3.2. DONNÉES UTILISÉES .....	21
3.2.1. DONNÉES MORPHOLOGIQUES : MNA .....	21
3.2.2. DONNÉES SPECTRALES .....	23
3.2.3. DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION .....	25
3.2.3. DONNÉES EXOGÈNES : CARACTÉRISTIQUES PHYSICO-CHIMIQUES DES SOLS ET OBSERVATIONS DU TERRAIN ..	27



3.3. APERÇU SUR LA MÉTHODOLOGIE .....	28
3.4. PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES .....	30
3.4.1. ANALYSE ET CLASSIFICATION DES DONNÉES SPECTRORADIOMÉTRIQUES .....	30
3.4.2. PRÉTRAITEMENT DES IMAGES .....	31
3.4.3. VARIABLES DÉRIVÉES DE DONNÉES ASTER.....	33
3.4.4. ANALYSE GÉOSTATISTIQUE ET SPATIALISATION DES DONNÉES EXOGÈNES .....	36
3.5. CARTOGRAPHIE DE LA DÉGRADATION DES SOLS PAR DIFFÉRENTES APPROCHES .....	38
3.5.1. APPORT DE L'APPROCHE DES INDICES SPECTRAUX À L'ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS .....	38
3.5.2. IDENTIFICATION PAR L'APPROCHE SAM DES SOLS DÉGRADÉS .....	40
3.5.3. ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS PAR LE DÉMIXAGE SPECTRAL.....	42
3.5.4. INTÉRÊT DU RÉSEAU DE NEURONES POUR LA MODÉLISATION DE LA DÉGRADATION DES SOLS .....	45
3.6. MÉTHODE DE VALIDATION ET D'ÉVALUATION DE LA QUALITÉ DES RÉSULTATS .....	49
3.7. CONCLUSION SUR LA MÉTHODOLOGIE UTILISÉE .....	51
<b>CHAPITRE 4 : CARACTÉRISATION DE LA SURFACE DU SOL ET DE SA DYNAMIQUE AVEC LES DONNÉES TÉLÉDÉTECTÉES .....</b>	<b>53</b>
4.1. INTRODUCTION.....	53
4.2. VARIABILITÉ SPATIALE DES CARACTÉRISTIQUES PHYSICO-CHIMIQUES DES SOLS .....	54
4.3. ÉTUDE DE LA RELATION ENTRE LA FRACTION ARGILEUSE ET LES DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION .....	58
4.3.1. CORRÉLATION ENTRE LES DONNÉES DE TÉLÉDÉTECTION ET LA FRACTION ARGILEUSE.....	60
4.3.2. DISCUSSION DES RÉSULTATS .....	62
4.4. CONCLUSION .....	64
<b>CHAPITRE 5 : IDENTIFICATION DES DIFFÉRENTS NIVEAUX DE DÉGRADATION DU SOL.....</b>	<b>65</b>
5.1. INTRODUCTION.....	65
5.2. ANALYSE STATISTIQUE DES DONNÉES SPECTRORADIOMÉTRIQUES .....	66
5.3. APPORT DES INDICES SPECTRAUX.....	69
5.4. ÉLABORATION D'UNE NOUVELLE APPROCHE: LDI (LAND DEGRADATION INDEX) .....	74
5.4.1. PRÉSENTATION DE LA MÉTHODE.....	74
5.4.2. APPORT DE L'INDICE LDI .....	76
5.5. APPORT DE L'APPROCHE SAM .....	81
5.6. APPORT DU DÉMIXAGE SPECTRAL.....	83
5.7. CONCLUSION .....	89
<b>CHAPITRE 6 : MODÉLISATION DE LA DÉGRADATION DU SOL À TRAVERS UN RN À RÉTROPROPAGATION.....</b>	<b>90</b>
6.1. INTRODUCTION.....	90
6.2. DÉVELOPPEMENT DU RN.....	91

6.2.1. ARCHITECTURE DU RÉSEAU DE NEURONES .....	91
6.2.2. PARAMÈTRES INTRINSÈQUES DU RN .....	95
6.3. APPOINT DU RN À L'ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS .....	96
6.4. ANALYSE DES RÉSULTATS EN FONCTION DU CHOIX DES PARAMÈTRES DU RN.....	97
6.5. CONCLUSION .....	100
<b>CHAPITRE 7 : ANALYSE ET DISCUSSION DES RÉSULTATS .....</b>	<b>101</b>
7.1. INTRODUCTION.....	101
7.2. COMPARAISON DES RÉSULTATS DES DIFFÉRENTES APPROCHES ET LEUR INTERPRÉTATION EN FONCTION DES OBSERVATIONS DU TERRAIN.....	102
7.3. ANALYSE DE LA SENSIBILITÉ DE L'ÉTUDE DE LA DÉGRADATION DES SOLS PAR L'APPROCHE SPECTRALE .....	108
7.3.1 NATURE DE L'ÉTAT DE SURFACE .....	108
7.3.2 ASPECTS MÉTHODOLOGIQUES ET RÈGLE DE DÉCISION .....	108
7.4. EFFETS DU CHANGEMENT D'ÉCHELLE.....	110
7.5. CONCLUSION .....	111
<b>CHAPITRE 8 : PROPOSITION D'UN SCHÉMA D'AMÉNAGEMENT .....</b>	<b>113</b>
8.1. INTRODUCTION.....	113
8.2. CONCEPT ET DÉFINITION D'UN PLAN D'AMÉNAGEMENT .....	114
8.3. PROPOSITION D'UN PLAN D'AMÉNAGEMENT ET MESURES DE C.E.S. PROPOSÉES DANS LE BV.....	114
8.3.1. MESURES DE C.E.S.....	115
8.3.2. AMÉNAGEMENTS PROPOSÉS .....	118
8.4. EFFICACITÉ ET FAISABILITÉ DU PLAN D'AMÉNAGEMENT PROPOSÉ .....	122
8.5. CONCLUSION .....	123
<b>CHAPITRE 9 : CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS .....</b>	<b>125</b>
9.1. CONCLUSION GÉNÉRALE.....	125
9.2. ORIGINALITÉ DE LA RECHERCHE .....	128
9.3. RECOMMANDATIONS ET PERSPECTIVES .....	129
<b>RÉFÉRENCES.....</b>	<b>145</b>
<b>ANNEXES.....</b>	<b>145</b>

## Liste des tableaux

Tableau 3. 1. Caractéristiques physico-chimiques de la surface des sols (5 à 10 cm) .....	20
Tableau 3. 2. Caractéristiques du capteur Landsat ETM+ .....	26
Tableau 3. 3. Caractéristiques du capteur ASTER.....	27
Tableau 3. 4. Principaux paramètres de texture .....	34
Tableau 4. 1. Statistiques des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface .....	54
Tableau 4. 2. Matrice de corrélation des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface.....	54
Tableau 4. 3. Paramètres des semi-variogrammes des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface.....	56
Tableau 4. 4. Indices spectraux appliqués sur les données ASTER.....	59
Tableau 4. 5. Corrélation entre les indices spectraux (bandes simulées) et le taux d'argile, * : significatif à une probabilité de 0,001 .....	61
Tableau 4. 6. Corrélation entre les indices spectraux (image) et le taux d'argile .....	62
Tableau 5. 1. Taux de précision de la classification pour la méthode des indices spectraux.....	74
Tableau 5. 2. Taux de précision de la classification pour la méthode de LDI (ASTER).....	79
Tableau 5. 3. Taux de précision de la classification pour la méthode SAM.....	83
Tableau 5. 4. Taux de précision de la classification pour la méthode du démixage spectral.....	87
Tableau 6. 1. Méthodes de calcul du nombre de neurones de la couche cachée d'un réseau de neurones .....	94
Tableau 6. 2. Taux de précision de la classification pour la méthode neuronale.....	97
Tableau 6. 3 . Couple de valeurs ( $\mu$ , $\eta$ ) utilisé pour évaluer la performance du RN.....	99

Tableau 7. 1. Coefficient Kappa et variance pour chaque approche.....	102
Tableau 7. 2. Test statistique Z entre deux approches .....	103
Tableau 7. 3. Statistiques descriptives des caractéristiques physico-chimiques des différentes classes de dégradation du sol .....	104
Tableau 7. 4. Caractérisation des différentes classes de dégradation du sol .....	105



## Liste des figures

Figure 2. 1. Différentes classes de niveaux de dégradation des sols dans le bassin versant Saboun : a) légèrement dégradés, b) modérément dégradés, c) fortement dégradés .....	12
Figure 3. 1. Localisation de la zone d'étude .....	17
Figure 3. 2. Variation de la pluviométrie mensuelle moyenne des stations du barrage Saboun et de la ville de Tanger .....	18
Figure 3. 3. Évolution des précipitations annuelles sur Kalaya .....	19
Figure 3. 4. Carte lithologique du bassin Saboun .....	19
Figure 3. 5. Carte des sols du bassin Saboun .....	20
Figure 3. 6. Modèle numérique d'altitude du bassin Saboun.....	21
Figure 3. 7. Localisation des sites de mesures spectrales sur l'image ASTER (composée colorée des bandes 3, 2 et 1) .....	23
Figure 3. 8. Dispositif d'acquisition des spectres au sol à l'aide du spectroradiomètre de type ASD.....	24
Figure 3. 9. Réponse spectrale des neuf premières bandes du capteur ASTER.....	25
Figure 3. 10. Paramètres de l'orbite de Landsat ETM+ (site du Landsat ETM+) .....	25
Figure 3. 11. Points d'échantillonnage du sol dans le bassin.....	27
Figure 3. 12. Organigramme méthodologique .....	29
Figure 3. 13. Exemple de spectre du sol du bassin avec le positionnement des points décrivant la forme du spectre .....	30
Figure 3. 14. Mécanisme d'intermodulation (Iwasaki <i>et al.</i> , 2001) .....	31
Figure 3. 15. Déplacement latéral résultant de l'effet de l'angle de visée latérale .....	32
Figure 3. 16. Variation du coefficient de variation de la moyenne en fonction de la taille de la fenêtre mobile.....	35
Figure 3. 17. Composante du semi-variogramme théorique (modèle sphérique) .....	36

Figure 3. 18. Angle spectral entre le spectre de référence et le spectre image, dans un espace bidimensionnel (Kruse <i>et al.</i> , 1993) .....	41
Figure 3. 19. Hétérogénéité des pixels (Site du Spatial information group, Australie) .....	42
Figure 3. 20. Illustration du mixage spectral de trois composantes spectrales (végétation, sol et ombre) .....	44
Figure 3. 21. Organigramme de l'application du démixage spectral .....	45
Figure 3. 22. Réseau de neurones multicouches .....	46
Figure 3. 23. Modèle d'un neurone .....	47
Figure 3. 24. Principaux types de fonction d'activation (Farage, 2004) .....	47
Figure 4. 1. Semi-variogrammes expérimentaux et modèles ajustés en ligne pour les différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface : a) argile b) limon c) sable d) matière organique .....	55
Figure 4. 2. Cartes thématiques des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface : A) argile, B) limon, C) sable et D) MO .....	57
Figure 4. 3. Spectre partiel d'un sol du bassin et position des bandes 5, 6 et 7 du capteur ASTER .....	58
Figure 4. 4. Carte des sols nus du bassin de Saboun .....	60
Figure 4. 5. Corrélation entre l'indice spectral NDI56 et la fraction argileuse .....	62
Figure 4. 6 . Semi-variogramme calculé à partir de la bande 5 (a) et de la bande 6 (b) .....	63
Figure 5. 1. Spectres de réflectance des sols du bassin Saboun: sols légèrement dégradés en vert, modérément dégradés en bleu et fortement dégradés en rouge .....	66
Figure 5. 2. Vecteurs propres liés à la CP <sub>1</sub> et CP <sub>2</sub> , dérivés de 19 longueurs d'ondes .....	67
Figure 5. 3. Coordonnées des 22 échantillons dans le plan orthogonal (CP <sub>1</sub> , CP <sub>2</sub> ), I) sols légèrement dégradés, II) sols modérément dégradés et III) sols fortement dégradés .....	67
Figure 5. 4. Coordonnées des 14 échantillons (2000-2400 nm) dans le plan orthogonal (CP <sub>2</sub> , CP <sub>3</sub> ) .....	68
Figure 5. 5. Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des mesures au sol pour les différents niveaux de dégradation des sols, a) IB-IF, b) IB-RBD et c) RBD-IF. Les chiffres associés à IF et RBD correspondent aux bandes ASTER. ....	70



Figure 5. 6. Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des données ASTER pour les différents niveaux de dégradation des sols, a) IB-IF, b) IB-RBD et c) RBD-IF. Les chiffres associés à IF et RBD correspondent aux bandes ASTER.....	72
Figure 5. 7. Carte des conditions de surface des sols déterminées par les indices spectraux .....	73
Figure 5. 8. Concept de l'approche LDI dans un plan bidimensionnel.....	75
Figure 5. 9. 1) Droite de sols nus légèrement dégradés - 2) droite de sols nus fortement dégradés .....	76
Figure 5. 10. Carte de l'indice LDI à partir des données ASTER.....	77
Figure 5. 11. Carte des conditions de surface des sols déterminées par l'indice LDI.....	78
Figure 5. 12. Carte des conditions de surface des sols déterminées par LDI, à partir des données ETM+ .....	80
Figure 5. 13. Signatures prototypes utilisées pour l'exécution de l'approche SAM, sols légèrement dégradés en vert, modérément dégradés en bleu et fortement dégradés en rouge .....	81
Figure 5. 14. Carte des conditions de surface des sols obtenues par l'approche SAM.....	82
Figure 5. 15. Représentation de l'espace spectral dans le diagramme bidimensionnel ( $CP_1$ , $CP_2$ ) et ( $CP_1$ , $CP_3$ ) ainsi que la répartition spatiale des différentes signatures spectrales .....	84
Figure 5. 16. Spectres des signatures prototypes échantillonnés aux bandes ASTER.....	85
Figure 5. 17. Images d'abondance obtenues par la déconvolution spectrale .....	86
Figure 5. 18. Carte des conditions de surface des sols obtenues par l'approche du démixage spectral .....	87
Figure 5. 19. Droite des sols nus dans le bassin Saboun, à partir des mesures au sol.....	88
Figure 5. 20. Relation entre le taux de recouvrement de la végétation, obtenu par le démixage spectral, et les indices de végétation .....	89
Figure 6. 1. Principales variables utilisées (4 parmi 7) pour la modélisation de dégradation du sol du bassin versant Saboun à travers un RN : A) pente, B) orientation, C) indice topographique et D) indice TSAVI.....	92
Figure 6. 2. Performance du RN en fonction du nombre de neurones internes .....	93
Figure 6. 3. Architecture du RN utilisé.....	94
Figure 6. 4. Détermination du nombre d'itérations en fonction du coefficient Kappa.....	96

Figure 6. 5. Carte des conditions de surface des sols obtenue par l'approche neuronale .....	97
Figure 6. 6. Influence du nombre d'exemples sur la qualité des résultats obtenus .....	98
Figure 6. 7. Performance du RN en fonction du momentum et du pas d'apprentissage ( $\mu$ - $\eta$ ) ...	100
Figure 7. 1. Principales formes d'érosion dans le bassin .....	105
Figure 7. 2. Superposition de la carte géologique, des courbes de niveau et de la carte des conditions de surface établie par démixage spectral .....	106
Figure 7. 3. Vérité de terrain. A) sols fortement dégradés, B) sols modérément dégradés, C) sols légèrement dégradés .....	107
Figure 8. 1. Labour au sens de la pente .....	120
Figure 8. 2. Verger de vignes avec enherbement des inter-rangs (Le Bissonnais, 1988) .....	121

## Acronymes et sigles

<b>ACP</b>	Analyse en composante principale
<b>ASD</b>	Analytical Spectral Device
<b>ASTER</b>	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
<b>CEC</b>	Capacité d'échange cationique
<b>C.E.S</b>	Conservation des eaux et du sol
<b>CP</b>	Composante principale
<b>CV</b>	Coefficient de variation
<b>ÉT</b>	Écart type
<b>ETM+</b>	Enhanced Thematic Mapper
<b>GLASOD</b>	Global Assessment of Soil Deterioration
<b>IF</b>	Indice de forme
<b>IT</b>	Indice topographique
<b>LDI</b>	Land Degradation Index
<b>MLP</b>	Multilayer perceptron
<b>MNA</b>	Modèle numérique d'altitude
<b>MO</b>	Matière organique
<b>Moy</b>	Moyenne
<b>MUSLE</b>	Modified universal soil loss equation
<b>NDVI</b>	Normalized difference vegetation index
<b>RBD</b>	Relative band depth
<b>RN</b>	Réseau de neurones
<b>RUSLE</b>	Revised universal soil loss equation
<b>SAM</b>	Spectral Angle Mapper
<b>SAU</b>	Surface agricole utile
<b>SEP</b>	Erreur standard de prédiction
<b>SIG</b>	Système d'information géographique
<b>TM</b>	Thematic Mapper
<b>TSAVI</b>	Transformed soil adjusted vegetation index
<b>USLE</b>	Universal soil loss equation

# **Partie 1**

## **Introduction et Généralités**

**Chapitre 1:** Introduction générale

**Chapitre 2:** Notions et définitions de la dégradation des sols

# Chapitre 1

## Introduction Générale

### 1.1. Cadre général de l'étude

L'érosion hydrique pose un problème majeur dans le développement du monde rural ainsi que dans la préservation de notre environnement. Au Maroc, elle est considérée comme la principale cause de dégradation des sols. Cette dernière résulte des effets synergiques du relief, du climat, des activités anthropiques et de l'agressivité de certaines conditions naturelles. Elle entraîne une réduction du potentiel productif des sols marocains, l'augmentation de l'eutrophisation du milieu aquatique par l'augmentation du taux des fertilisants et des éléments chimiques et par conséquent, une perte de la capacité de retenue des barrages, due à l'envasement. Ce dernier engendre des effets négatifs dans les domaines de la production de l'énergie électrique, de l'approvisionnement en eau potable et industrielle, et de l'irrigation. Confronté à l'extension de ce fléau, le Maroc a un besoin pressant de multiplier ses interventions pour évaluer les conséquences de la dégradation des sols, et aussi de mettre au point des programmes de conservation appropriés. Dans ce contexte, plusieurs projets ont été lancés par le ministère de l'Agriculture, le



ministère de l'Environnement, la Direction des Eaux et Forêts, le CRTS (Centre Royal de Télédétection Spatiale) et l'IAV (Institut Agronomique et Vétérinaire) Hassan II. Avec les mêmes objectifs, d'autres programmes internationaux ont été réalisés dans le cadre de l'élaboration d'un plan national de développement des bassins touchés, notamment par le PNUD (Programme des Nations Unies pour le Développement) et la FAO (*Food and Agriculture Organisation*) pour lutter contre la désertification. Cependant, ces programmes se réalisent toujours à l'échelle locale, sans que les résultats soient extrapolés au niveau national.

La plupart des travaux réalisés pour mesurer l'ampleur spatiale de la dégradation des sols est basée sur l'intégration d'équations de pertes de sols telles que l'USLE, le MUSLE et le RUSLE dans un SIG, (Chikhaoui, 1998; Ait Fora, 1995; Anys *et al.*, 1994). Toutefois, il y a dans cette approche une bonne part de spéculations sur la continuité de l'espace géographique et sur l'aptitude à généraliser des modèles initialement conçus à l'échelle de la parcelle (Bonn et Escadafal, 1996; Bonn, 1998). Pour analyser l'état de dégradation des sols et en évaluer les risques d'extension et d'aggravation, la télédétection s'avère un excellent outil. L'adoption des techniques de la télédétection a fait ses preuves pour la cartographie de la dégradation du sol (Hill *et al.*, 1995; Metternicht et Fermont, 1998; Haboudane, 1999; Feng *et al.*, 2005).

Notre recherche s'inscrit dans la lignée de celles initiées depuis 20 ans sur la nécessité d'évaluer l'apport des techniques de télédétection et de développer un outil d'aide à la décision pour la gestion de l'environnement.

## 1.2- Problématique

La répartition spatiale du ruissellement est contrôlée par les précipitations et les caractéristiques de la surface du sol. Les études menées sur le terrain (Lelong *et al.*, 1993) et à l'échelle du bassin versant (Ludwig, 1992; Puech, 1993) montrent que les comportements hydrodynamiques et mécaniques des sols dépendent très fortement de leur état de surface. Ce dernier est considéré par plusieurs études comme un bon indicateur caractérisant au mieux la dégradation du milieu étudié (Escadafal *et al.*, 1994; Houssa *et al.*, 1998). La cartographie des états de surface consiste à réaliser avec précision une cartographie de la végétation, des sols nus et de l'occupation du sol. Le couvert végétal par sa nature, son taux de recouvrement et son stade de développement est un



paramètre important qui influence le ruissellement et l'érosion hydrique. Par ailleurs, les résidus de culture jouent un grand rôle dans la protection de la surface du sol contre l'érosion hydrique (Freebairn et Wockner, 1986). Quant à la carte des sols nus, elle aide à la détermination ou dans l'extraction de variables d'entrée pour la modélisation hydrologique et celle de l'érosion. En effet, les caractéristiques du sol, telles que la texture ou la structure sont autant de facteurs qui régissent l'infiltration et le ruissellement. Cependant, dans bon nombre de cas, l'inventaire des ressources pédologiques n'est pas toujours disponible et sa réalisation reste encore une opération très lente et coûteuse.

Au Maroc, l'inventaire des ressources en sols ne couvre qu'un peu plus de 12 % de la superficie du pays (Merzouk, 1992). Cette situation représente un handicap et une entrave majeure à la mise en œuvre des projets d'aménagement agricole ou de conservation du sol. En outre, lors de la réalisation de ces projets, le problème principal reste la spatialisation des mesures et des données ponctuelles sur de grandes surfaces (Bonn, 1998). Il s'avère ainsi nécessaire de développer une approche permettant de cartographier les paramètres de surface du sol en se basant sur des moyens modernes comme la télédétection qui permet d'obtenir des données satellitales de façon courante et continue. De même, la diversité des bandes spectrales disponibles et le développement de capteurs offrant de nouvelles possibilités d'acquisition et d'étude du niveau de dégradation des sols, facilitent l'interprétation et les analyses.

Dans cette optique, l'avènement du capteur ASTER, de par ses caractéristiques, permet d'envisager une amélioration de l'étude des sols. Ces derniers présentent en effet une forte dynamique spectrale dans le domaine de l'infrarouge, région spectrale bien couverte par le capteur ASTER. Pour mieux appréhender cette dynamique spectrale des sols, une des approches utilisées est celle des indices spectraux. Ces indices ont été développés avec les données du capteur TM de Landsat. Cependant, la définition initiale de ces indices à partir de données d'autres capteurs (SPOT ou ASTER) nécessite une certaine adaptation. Le choix de l'utilisation d'un indice spectral plutôt que d'un autre n'est pas toujours évident à faire et exige parfois une adaptation aux objectifs de l'utilisateur, par la variation des combinaisons de bandes. La réussite d'une telle démarche repose sur une expertise et une bonne connaissance du milieu étudié.

Parallèlement à la théorie des indices spectraux, il existe une approche alternative basée sur l'utilisation de la méthode du démixage spectral. Son principe repose sur le modèle linéaire de combinaison des réflectances spectrales qui permet d'étudier et de cartographier les conditions de surface (Hill *et al.*, 1998; Van Der Meer, 1997; Metternicht et Fermont, 1998; Haboudane, 1999). Cette méthode est rigoureuse et s'avère également intéressante pour l'évaluation de la dégradation du sol. L'un des problèmes majeurs de l'utilisation de l'approche du démixage spectral est le choix du modèle et la détermination des composantes spectrales pures ou "*endmembers*" car la qualité des résultats est fonction du nombre de composantes pures (Roberts, 1991; Roberts *et al.*, 1998). Il convient de noter que les études de comparaison entre les méthodes de déconvolution spectrale et celles des indices spectraux ne sont pas exhaustives, malgré la mention d'une similitude entre les deux méthodes (Haboudane, 1999).

Par ailleurs, de nombreuses recherches ont démontré l'intérêt de l'intégration des variables géomorphologiques ou des données multisources à la modélisation de la dégradation du milieu (Haboudane, 1999). Cette intégration offre des perspectives intéressantes pour améliorer la qualité des résultats obtenus uniquement à partir de l'information spectrale (Coulibaly, 2001). Cependant, la manipulation et la classification de ces données par les méthodes conventionnelles restent difficiles. La difficulté réside dans l'inadaptation de ces méthodes qui exigent une distribution spécifique des données. Afin de pallier cette limite, le recours au réseau de neurones (RN) multicouches MLP (*Multi-Layer Perceptron*) apparaît comme une alternative intéressante pour la modélisation du phénomène de dégradation des sols. L'intérêt de cette approche réside dans sa capacité d'appréhender des relations complexes pouvant exister entre des données provenant de différentes sources. L'adoption de l'approche des RN pour l'étude des sols, à partir des données multisources, est axée sur la classification des types de sols ou de leurs états hydriques ainsi que sur la caractérisation des phénomènes de glissement du terrain (Lee *et al.*, 2003; Zhu, 2000; Levine *et al.*, 1996). Cependant, l'utilisation des RN dans la modélisation de la dégradation des sols à l'échelle régionale est quasiment absente.



### 1.3- Objectifs et hypothèses de recherche

Ce travail de recherche vise à l'élaboration ainsi qu'à la mise en place d'une méthodologie permettant un diagnostic de l'état de dégradation des sols dans un petit bassin versant marocain (Saboun) et de comprendre les phénomènes de dégradation physique du sol qui s'y déroulent.

Ainsi, les objectifs spécifiques consistent à :

- évaluer le potentiel de l'image ASTER dans la caractérisation de l'état de surface des sols;
- mettre en place une méthode d'estimation de la fraction argileuse de l'horizon de surface à partir des images satellitaires;
- diagnostiquer l'état de dégradation des sols par l'analyse statistique des données spectrales;
- développer une nouvelle approche spectrale pour caractériser l'état de dégradation des sols;
- mettre en évidence l'apport des réseaux de neurones à rétropropagation dans la modélisation du phénomène de la dégradation des sols.

Pour atteindre ces objectifs, nous formulons les hypothèses suivantes:

- le capteur ASTER a une résolution spatiale et spectrale intéressante pour caractériser l'état de surface des sols;
- les données ASTER permettent l'estimation de la fraction argileuse de l'horizon de surface;
- l'analyse statistique multivariée des données spectrales mesurées sur le terrain permet de discriminer les différents niveaux de dégradation du sol;
- le développement d'un indice spectral intégrant toutes les bandes du visible, proche et moyen infrarouge permet de caractériser l'état de dégradation des sols;
- l'intégration des données de télédétection et des données multisources dans un réseau de neurones artificiel permet de modéliser la dégradation du sol.

## 1.4- Organisation de la thèse

Le corps de notre thèse est structuré en neuf chapitres. Le premier compose l'introduction générale où nous cernons le cadre global ainsi que la problématique de notre recherche, puis nous définissons les objectifs et les hypothèses qui la sous-tendent.

Le deuxième chapitre met l'accent sur l'étude de la dégradation des sols à travers une présentation sommaire du phénomène dans le Rif marocain.

Dans le troisième chapitre, nous procédons à la présentation ainsi qu'à la description de la zone d'étude, des données utilisées et de la méthodologie adoptée pour répondre aux objectifs assignés à l'étude. Y sont également décrits les prétraitements appliqués aux données et, par la suite, les différentes approches adoptées pour cartographier les niveaux de dégradation des sols. Un dernier point présente la méthode d'évaluation des résultats.

Quant au quatrième chapitre, il traite de la caractérisation de la surface du sol et de sa dynamique avec les données télédéteectées. L'objectif de ce chapitre est d'étudier la variation spatiale des variables physico-chimiques des sols et la possibilité d'établir une relation entre la fraction argileuse et les données de télédétection.

L'identification des niveaux de dégradation du sol par différentes approches constitue le cinquième chapitre. Ce dernier expose également les principes fondamentaux ayant contribué à l'élaboration de la nouvelle approche que nous avons développée pour la caractérisation des conditions de surface du bassin versant Saboun.

Le sixième chapitre met l'emphasis sur la modélisation de la dégradation du sol par l'utilisation d'un réseau de neurones à rétropropagation. Nous nous penchons plus spécifiquement sur le développement du réseau de neurones, son apport à l'étude de la dégradation des sols, l'évaluation des résultats et leur validation, ainsi que sur l'analyse de sensibilité du réseau.

À travers le septième chapitre, nous procédons à l'analyse et à la discussion des résultats. Un premier volet rend compte de l'analyse basée sur la comparaison des résultats obtenus au moyen des différentes approches exposées plus haut et sur leur interprétation en fonction des

observations de terrain. Par la suite, nous examinons la sensibilité de l'étude de la dégradation des sols et nous terminons par la mise en évidence de l'effet du changement d'échelle.

Dans le huitième chapitre, nous proposons un plan d'aménagement du bassin étudié. Après en avoir défini le concept, nous élaborons un plan d'aménagement et proposons des mesures CES (conservation des eaux et sols).

Le neuvième et dernier chapitre présente les principales conclusions de notre étude, les perspectives qui s'en dégagent et nos recommandations.

## Chapitre 2

# Notions et définitions de la dégradation des sols

### 2.1. Introduction

Pour un milieu naturel aussi hétérogène et complexe que le Rif marocain, la modélisation d'un phénomène donné exige un bon diagnostic de son état actuel. Le présent chapitre permet de comprendre la nature de la dégradation des sols qui y règne. Afin de l'appréhender le plus fidèlement possible, il est nécessaire de disposer d'une connaissance des formes et des facteurs qui l'engendrent.



## 2.2. Dégradation des sols dans le Rif marocain

### 2.2.1. Définitions liées à la dégradation des sols

La dégradation des sols se définit comme un processus qui réduit le potentiel de production des sols ou de l'utilité des ressources naturelles (Barrow, 1991). Elle se définit également comme un changement de tous les aspects naturels ou biophysiques de l'environnement par une activité anthropique au détriment de la végétation, des sols, de l'état de surface, de l'eau de surface et souterraine et des écosystèmes (Conacher et Sala, 1998). La dégradation de l'environnement ou de la surface de la Terre est étroitement liée à la dégradation des sols. En effet, une dégradation du couvert végétal favorise ou accélère l'érosion des sols et par conséquent, une réduction de la valeur productive des terres (Hill *et al.*, 1995, Shrestha *et al.*, 2005). De façon générale, on distingue deux aspects de dégradation : l'arrachement et le déplacement des éléments de la surface du sol par l'érosion hydrique et éolienne, et la dégradation des sols sur place par l'action d'éléments chimiques ou physiques. Toutefois, d'après des travaux de la FAO (1994), il existe d'autres formes de dégradation des sols, libellées comme suit:

#### **W: Érosion hydrique**

$W_t$  : perte de sol de la surface (horizon de surface)

$W_d$  : déformation du terrain / mouvement en masse

$W_o$  : effet hors site

$W_{or}$  : sédimentation des réservoirs

$W_{of}$  : inondation

$W_{oc}$  : destruction des récifs coralliens

#### **E: Érosion éolienne**

$E_t$  : perte de sol de surface

$E_d$  : déformation du terrain

$E_o$  : enfouissement de la surface par les éléments apportés par le vent

#### **C: Détérioration chimique**

$C_n$  : perte d'éléments nutritifs ou de la matière organique

$C_s$  : salinisation

$C_a$  : acidification

$C_p$  : pollution

$C_t$  : sols chargés en sulfates acides

$C_e$  : eutrophisation

## **P: Détérioration physique**

$P_c$  : *compactage*

$P_w$  : *engorgement du sol*

$P_a$  : *abaissement de la nappe phréatique*

$P_s$  : *affaissement des sols organiques*

$P_o$  : *détérioration due à d'autres activités physiques telles que les activités extractives et l'urbanisation*

Plusieurs travaux ont permis de développer des méthodes afin d'évaluer l'ampleur et le niveau de dégradation des sols à l'échelle mondiale ou régionale. Entre autres, nous pouvons citer la méthode FAO, GLASOD (Global Assessment of Soil Deterioration) et SORTER (Soil and Terrain Digital Databases; ISRIC, 1993). Dans le cadre de notre étude, nous nous intéressons à la méthode GLASOD développée par Oldman *et al.* (1991) et recommandée pour l'étude des niveaux de la dégradation des sols à partir de données de télédétection (Hoosbeek *et al.*, 1997). Cette méthode permet, d'une part, de définir et d'inventorier les sols et leurs niveaux de dégradation et, d'autre part, de produire une carte qualitative des niveaux de dégradation. La carte générée constitue un outil fort important d'aide à la prise de décision pour les gestionnaires et décideurs dans l'élaboration des plans d'action basés sur l'identification des zones d'intervention prioritaires.

Conjointement à la définition d'une méthode adéquate d'analyse de l'évolution du phénomène de dégradation des sols, nous procédons à la description de la nomenclature des classes de dégradation existant dans notre zone d'étude. Ces classes se définissent comme suit :

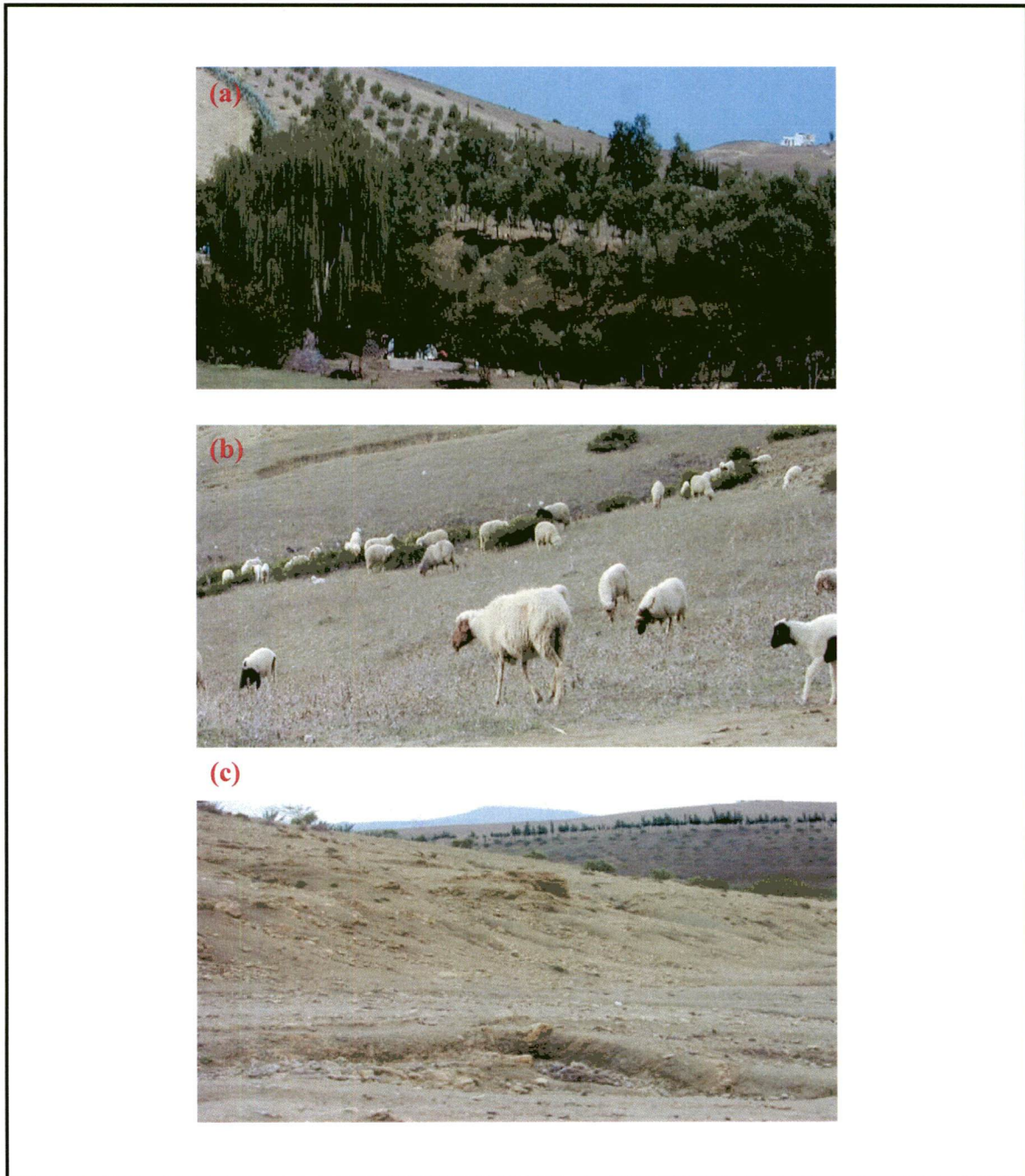
**1- Sol légèrement dégradé :** sol dont une partie de l'horizon de surface est érodée par l'érosion en nappe. Il s'agit généralement d'oliveraies et de parcelles agricoles de céréalicultures.

**2- Sol modérément dégradé :** sol dont la grande partie de l'horizon de surface est érodée par l'érosion en nappe, en rigole et en ravin. Il s'agit des parcours et des jachères où le taux de recouvrement de la végétation est éparse à dense.

**3- Sol fortement dégradé :** sol où la manifestation de l'érosion est spectaculaire (érosion en ravin, en rigole ou diffuse) avec la décapitation de l'horizon de surface. Il s'agit de modes d'occupation où la détérioration physique est causée par le surpâturage et l'activité anthropique intense (techniques culturales inadéquates tel le labour dans le sens de la pente).



La figure 2.1 illustre ces différentes classes.



**Figure 2. 1.** Différentes classes de niveaux de dégradation des sols dans le bassin versant Saboun : a) légèrement dégradés, b) modérément dégradés, c) fortement dégradés

### 2.2.2. Formes et facteurs de la dégradation des sols

Les changements intervenus dans les systèmes de production agricole, comme la mécanisation et la modification des pratiques culturales, ont conduit à une dégradation des sols dans le Rif marocain. Au nord du Maroc, l'érosion hydrique est la principale source de dégradation des sols avec une dégradation spécifique dépassant 2000 tonnes/Km<sup>2</sup>/an (MAMVA, 1993). Ce phénomène a connu une extension spectaculaire et révèle des aspects de plus en plus inquiétants (Merzouk, 1988). Le relief et le climat constituent les deux premiers facteurs de cette dégradation. La région est en effet caractérisée par un terrain très accidenté avec des pentes raides et une forte intensité de pluies durant la saison pluvieuse. Le facteur R du modèle USLE, de Wischmeier et Smith (1958), est de l'ordre de 200 MJ mm/ha-h-an, (Dhman, 1995). En outre, la faible teneur en matière organique induisant une structure non cohésive et instable, constitue un autre facteur de fragilisation des sols dans cette région. La vulnérabilité des sols s'explique aussi par la dégradation croissante des forêts. Dans ce sens, la dernière étude menée par le MADREF\* (1996) témoigne à suffisance de la destruction du manteau végétal, par la disparition de 245 000 hectares entre 1985 et 1995.

Toutefois, l'activité humaine demeure un problème majeur à cerner. En effet, le Maroc connaît une forte croissance démographique, notamment en milieu rural où le revenu des populations est très faible. Cette précarité financière oblige les ruraux à adopter des systèmes de production non durables, accélérant ainsi la dégradation des ressources naturelles : surexploitation des terres de culture, des forêts et des parcours.

Par ailleurs, la forte diversification du statut foncier des terres au Maroc (melk, collectif, habous, domaine forestier, jamâa (voir annexe 1 pour les définitions)) engendre une parcellisation excessive et un morcellement des exploitations agricoles. Cette situation constitue de facto une entrave à l'adoption de systèmes de production compatibles avec la vocation de l'espace naturel. Au regard de ces considérations, il semblerait que les autorités locales ou le pouvoir central ont une politique de conservation ou de développement des ressources naturelles marquée par le tâtonnement.

---

\* Ministère de l'Agriculture, du Développement Rural et des Eaux et Forêts



### **2.2.3. Indices de la dégradation des sols**

Afin d'établir une carte des niveaux de dégradation du sol représentant avec satisfaction la réalité de terrain, il apparaît évident de considérer ou de connaître les indices de cette dégradation. L'un des indices pertinents est la nature et la densité du couvert végétal qui jouent un rôle essentiel dans la protection du sol contre sa dégradation par l'érosion. Plusieurs auteurs ont établi une relation entre le taux de recouvrement végétal du sol et sa vulnérabilité à l'érosion (Hudson, 1957, 1971; Roose *et al.*, 1993 ; Cyr *et al.*, 1995; Biard et Baret, 1997; Arsenault et Bonn, 2001). Freebairn et Wockner (1986) ont montré que par rapport à un sol nu, on peut réduire le taux d'érosion de 75 %, avec un taux minimum de 20% de couverture par les résidus de cultures.

Dans le Rif, la croissance de la végétation, le ruissellement et l'infiltration sont contrôlés par l'état de surface (Houssa *et al.*, 1998). Parmi les éléments descriptifs de l'état de surface, on retient la lithologie, la texture et la couleur du sol. Les sols les plus vulnérables à la dégradation sont caractérisés par une texture fine permettant la formation d'une croûte de battance. Cette dernière favorise le ruissellement, facteur principal de l'érosion hydrique, et se caractérise ainsi par une réflectance spectrale relativement élevée. Toutefois, une meilleure discrimination des niveaux de dégradation des sols à partir de l'information spectrale nécessite un contraste entre les différentes classes. Autrement dit, les signatures spectrales des différents états de surface doivent être bien contrastées. Finalement, les observations de terrain montrent que les indices géomorphologiques aident à définir ou à étudier la dégradation des sols : pente, orientation, indice de potentiel d'humidité et indice topographique.

### **2.3. Conclusion**

Le diagnostic de l'état actuel montre que le Maroc éprouve un besoin pressant d'évaluation des effets de la dégradation physique des sols sur leur productivité, afin d'en mesurer l'ampleur et de permettre l'élaboration de meilleures stratégies de conservation.

Le chapitre suivant présente la zone d'étude ainsi que les données disponibles et la méthodologie développée pour atteindre les objectifs assignés à notre étude.

## **Partie 2**

# **Matériel et Méthodes**

**Chapitre 3:** Présentation de la zone d'étude, des données utilisées et de la méthodologie

## Chapitre 3

# Zone d'étude, données utilisées et méthodologie

### 3.1. Zone d'étude

#### 3.1.1. Cadre géographique

Le bassin versant du barrage Saboun, avec un volume de retenue équivalent à 1 100 000 m<sup>3</sup> et une hauteur inférieure à 10 m, est situé à 15 km au sud de la ville de Tanger et à 3 km en aval du grand barrage Ibn Battouta. Il constitue une unité hydrologique du grand bassin Tangérois et fait partie de la chaîne Rifaine. Situé entre les latitudes 35°39 et 35°42 Nord et les longitudes 4°39 et 5°02 Ouest avec une superficie de 7,2 km<sup>2</sup> (Figure 3.1), le bassin est drainé par l'oued Saboun, affluent de l'oued M'harhar qui se déverse dans l'océan Atlantique.

Le bassin Saboun possède les critères requis pour notre étude; à savoir que le site présente l'avantage d'avoir fait l'objet de nombreuses mesures *in situ* des caractéristiques pédologiques, du ruissellement et de l'érosion. De plus, il constitue un site expérimental des programmes de recherche HYDROMED (Hydrologie des lacs collinaires dans les zones semi-arides du pourtour méditerranéen) et AMBRE (Analyse et modélisation sur les bassins versants anthropisés du ruissellement et de l'érosion) (Site Web de LISAH). La lithologie et la problématique existantes sont similaires à celles d'une grande partie du Rif occidental. La base de données ainsi disponible représente un atout majeur pour la réalisation de notre étude.

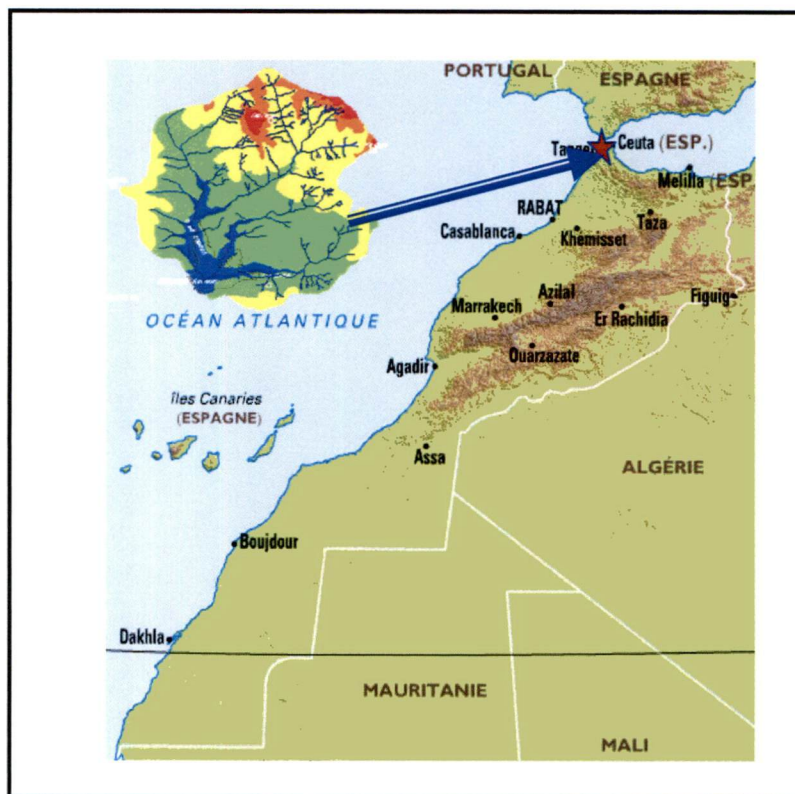


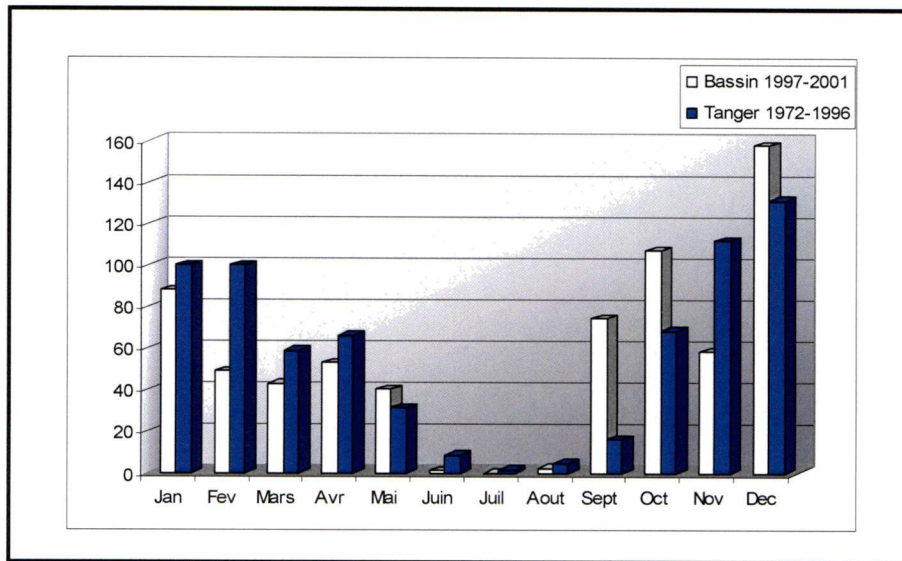
Figure 3. 1. Localisation de la zone d'étude

### 3.1.2. Climat

Notre zone d'étude est caractérisée par un climat méditerranéen. Sur le plan écologique, il se situe dans l'étage bioclimatique sub-humide à hivers doux (Ben Abid, 1982). La pluviométrie totale annuelle est un paramètre climatique à forte variabilité, notamment dans la zone du Tangérois où le régime interannuel fluctue beaucoup. En effet, le total annuel enregistré à la



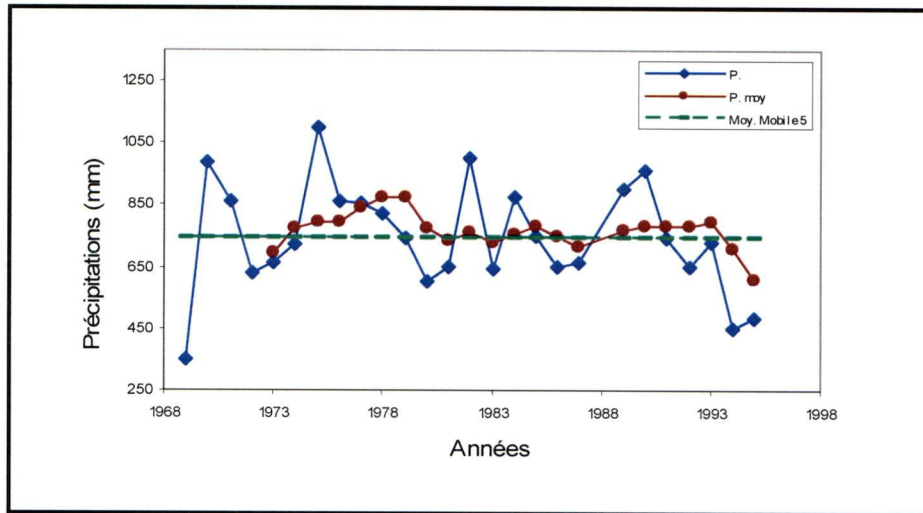
station de Kalaya située à 25 km de notre zone d'étude, entre 1969 et 1995, varie de 393,61 mm à 1130,7 mm avec un coefficient de variation de 23 % (Chikhaoui, 1998). La figure 3.2 présente la variation mensuelle moyenne de deux stations avec indication de la période d'observation: barrage Saboun (1997-2001) et ville de Tanger (1972-1996).



**Figure 3. 2.** Variation de la pluviométrie mensuelle moyenne des stations du barrage Saboun et de la ville de Tanger

L'analyse des données pluviométriques de la station Kalaya, la plus proche de notre zone d'étude, montre une évolution en dents de scie, avec de très fortes amplitudes (Figure 3.3). L'analyse de l'évolution de la moyenne mobile sur 5 ans permet de conclure que la pluviométrie au niveau de la région est soumise à des fluctuations irrégulières autour d'une moyenne interannuelle de 743 mm.

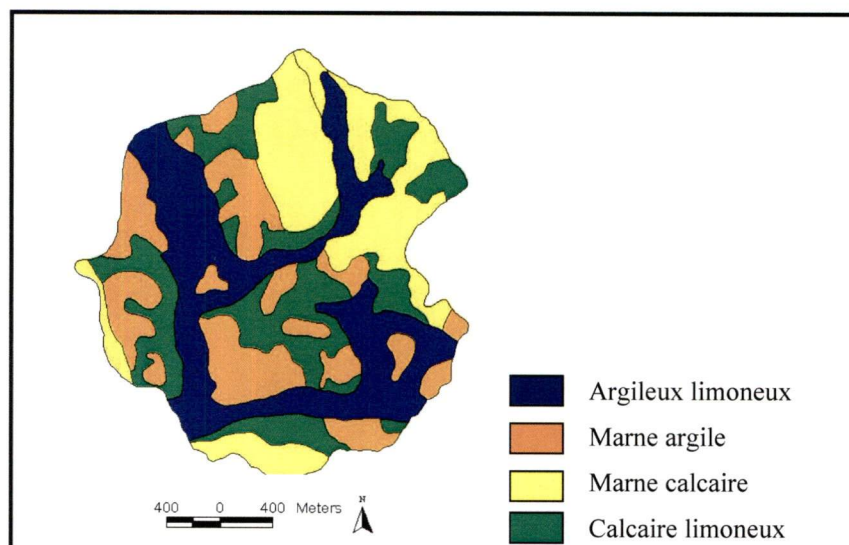
Les observations de la station de Kalaya ont permis également de calculer des températures moyennes mensuelles minimales ne descendant jamais en dessous de 7°C, ce qui correspond à une température relativement modérée. Les mois les plus froids sont ceux de décembre et janvier avec une température moyenne de l'ordre de 12°C, tandis que le mois d'août constitue le plus chaud avec une moyenne de 26°C. L'utilisation du bac Colorado permet d'obtenir une valeur moyenne annuelle d'évaporation potentielle de l'ordre de 1120 mm. Il faut noter que la région est le siège de vents importants et se trouve perturbée par les courants qui traversent la zone du détroit de Gibraltar.



**Figure 3. 3.** Évolution des précipitations annuelles sur Kalaya

### 3.1.3. Géologie et sols

Faisant partie du Rif occidental, le bassin versant Saboun est constitué en grande partie de l'unité géologique de Tanger. Il est caractérisé par des faciès prédominants d'argile et de marne schisteuse grise et jaune en altération, datés du Sénonien (Thauvin, 1971). Les principales crêtes du bassin versant sont représentées par les marnes calcaires finement schisteuses et les bas fonds sont formés de marnes grises (figure 3.4). Cette unité présente également de l'oligomiocène à faciès marneux et du quaternaire.



**Figure 3. 4.** Carte lithologique du bassin Saboun

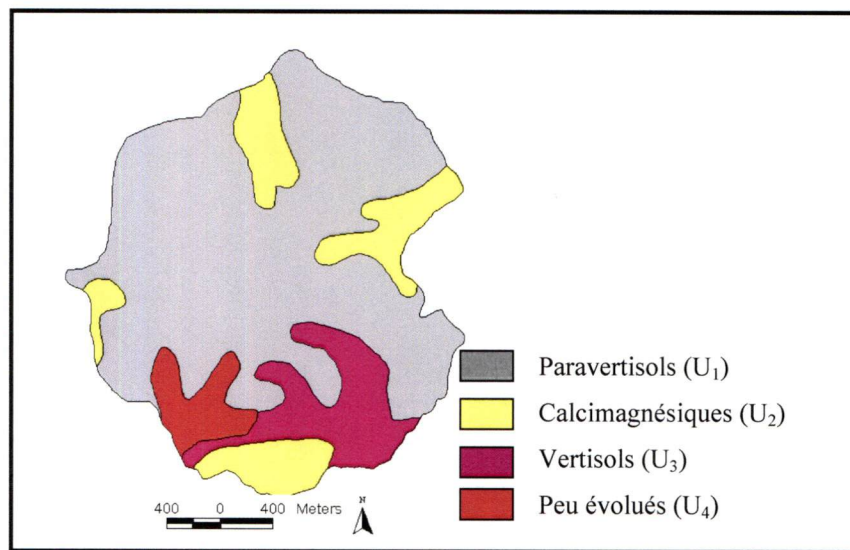


La carte pédologique (figure 3.5) de la zone d'étude a été établie par la Direction provinciale de l'agriculture de Tétouan (INRA, 1983) et fait ressortir 4 classes de sols : paravertisols ( $U_1$ ), calcimagnésiques ( $U_2$ ), vertisols ( $U_3$ ), et peu évolués ( $U_4$ ). Le tableau 3.1 présente les différentes caractéristiques physico-chimiques des dits sols. Ces caractéristiques mettent en évidence la différence entre les types de sols et aident à l'analyse des mesures spectroradiométriques.

**Tableau 3. 1.** Caractéristiques physico-chimiques de la surface des sols (5 à 10 cm)

Classes	Argile %	Limon %	Sable %	ÉG %	MO %	CaCO <sub>3</sub> %	CEC meq/100g
U <sub>1</sub>	35,3	47,5	17,2	4,3	2,4	13,7	32,0
U <sub>2</sub>	32,5	45,0	22,5	4,4	1,2	24,6	32,9
U <sub>3</sub>	33,8	41,7	24,5	3,2	1,8	11,8	27,2
U <sub>4</sub>	46,6	37,1	16,3	5,9	1,4	10,8	36,4

É.G: éléments grossiers, MO: matière organique, CEC: capacité d'échange cationique



**Figure 3. 5.** Carte des sols du bassin Saboun

#### 3.1.4. Occupation des sols

Le bassin de Saboun est caractérisé par une végétation naturelle herbacée éparse à faible taux de recouvrement, dû au surpâturage. La strate arbustive est représentée par les vergers d'oliviers, Eucalyptus Sp. Pl., quelques touffes de doum (*Chamaerops humilis* L.) et du cactus (*Opuntia ficus-indica* Mill) (figure 2.1). Parmi les espèces végétales, on distingue entre autres : *Acacia horrida* (L.) Willd, *Tafalium* sp., *Leontodon hespanica*, *Lolium regidium* Goudin, *Malva*

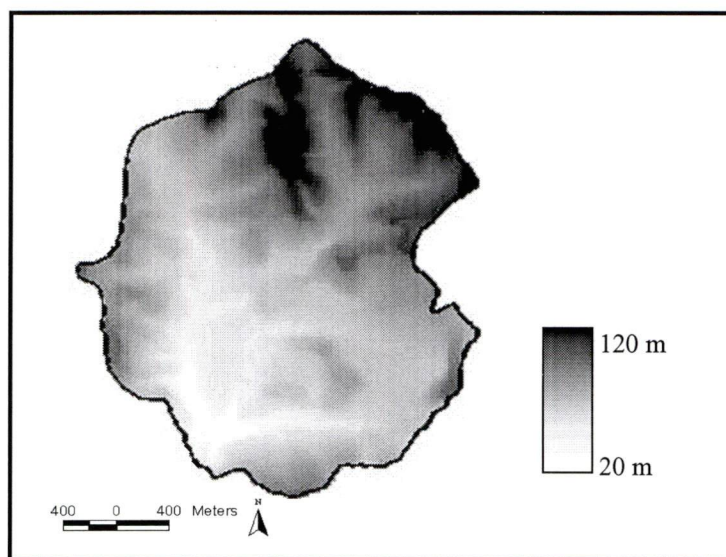
*parviflora L., etc.* Le reste du bassin correspond à des jachères non travaillées et des terrains de parcours. La SAU (surface agricole utile) est cultivée en céréales (blé, orge et sorgho) et représente 51 % de la superficie du bassin (Chikhaoui, 1998). La rotation la plus adoptée consiste en une alternance céréales-légumineuses. Depuis la construction du barrage, de petits périmètres irrigués ont été aménagés autour du lac et la mécanisation est présente sur la quasi-totalité du bassin.

### 3.2. Données utilisées

Pour les fins de notre étude, nous avons utilisé des données morphologiques, spectrales de terrain, exogènes et de télédétection.

#### 3.2.1. Données morphologiques : MNA

Le modèle numérique d'altitude (MNA) est une variable nécessaire à la modélisation de la dégradation des sols et à la correction des données de télédétection. La numérisation des courbes de niveau d'une carte topographique au 1/50 000, avec une équidistance de 10 m, nous a permis de générer le MNA à une résolution spatiale de 30 m qui, par la suite, a été rééchantillonné à 15 m (figure 3.6).



**Figure 3. 6.** Modèle numérique d'altitude du bassin Saboun

La différence observée entre les deux résolutions est très faible. Ce changement d'échelle a pour objet de caler les données morphologiques sur les données images qui sont originellement à une résolution de 15 m. À partir du MNA, nous avons extrait d'autres variables qui ont servi dans la modélisation de la dégradation du sol du bassin versant ainsi qu'à l'ortho-rectification des données ASTER. Parmi ces variables on retient :

- ◆ Pente : C'est la première dérivée du MNA; elle représente un paramètre important dans l'étude et la modélisation de la dégradation du sol. Des études précédentes ont démontré qu'une pente forte accélère le ruissellement; par conséquent, la vulnérabilité du sol à l'érosion augmente.
- ◆ Exposition de la pente : Elle représente également la première dérivée du MNA permettant de définir la direction des flux. En ce qui concerne le bassin méditerranéen, cette variable joue un rôle important dans la cartographie des types de sol (Boer *et al.*, 1996). De plus, elle est fortement corrélée au taux de recouvrement de la végétation (Poesen *et al.*, 1998), celle exposée au sud étant caractérisée par un taux de couverture végétal faible. Les valeurs de l'orientation de la pente sont comprises entre -1 et 360°, la valeur 0 indiquant une orientation nord.
- ◆ Indice topographique IT: Il permet de représenter l'engorgement des sols (Florinsky *et al.*, 2002) et il est calculé par l'équation suivante :

$$IT = \frac{A}{\tan(\beta)} \quad (3.1)$$

avec A, l'aire drainée en chaque point et  $\beta$ , la pente locale.

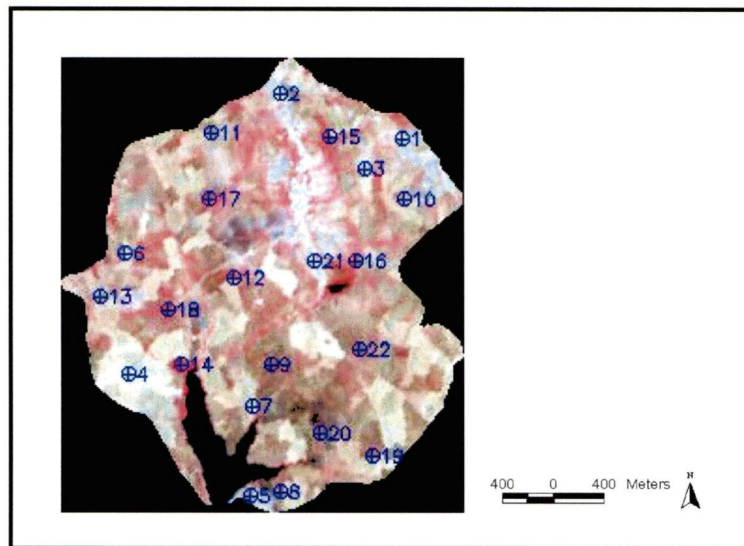
IT permet de déterminer la capacité du sol à se saturer et, plus sa valeur est élevée, plus sa capacité à se saturer sera grande. L'utilisation de cet indice dans la modélisation spatiale et la cartographie des sols permet l'amélioration des résultats (McKenzie *et al.*, 2000). Ce constat s'explique par la corrélation existante entre celui-ci et la texture du sol, la teneur en matière organique et le niveau du développement de l'horizon de surface A du profil pédologique (Gessler *et al.*, 1995).



Consécutivement, nous avons utilisé la carte topographique pour faire la correction géométrique des images satellitaires.

### 3.2.2. Données spectrales

Les mesures spectrales effectuées sur le terrain dans le but de caractériser les différents éléments descripteurs du milieu ont été effectuées sur la base de l'échantillonnage d'une vingtaine de points (figure 3.7). Le choix des sites d'observation de terrain est basé sur l'utilisation des cartes pédologique, géologique et topographique ainsi que de photographies aériennes de manière à relever l'essentiel des unités homogènes existantes.



**Figure 3. 7.** Localisation des sites de mesures spectrales sur l'image ASTER (composée colorée des bandes 3, 2 et 1)

L'instrument de mesure utilisé est un spectroradiomètre de marque ASD (*Analytical Spectral Device*), modèle FieldSpec@ProFR-jr. Il opère dans les domaines du visible, du proche et du moyen infrarouge, soit les longueurs d'onde allant de 0,35 à 2,50  $\mu\text{m}$ . Les mesures radiométriques ont été effectuées à différents intervalles de résolution : 0,01  $\mu\text{m}$  entre 0,35 et 1  $\mu\text{m}$  et 0,02  $\mu\text{m}$  entre 1 et 2,50  $\mu\text{m}$ . Le mode opératoire consiste à installer l'appareil sur un trépied, à une hauteur du sol variant entre 1,5 et 2 m (figure 3.8). Ce positionnement permet d'observer, en visée verticale, une surface circulaire d'un rayon de 25 cm environ. Le Spectralon, surface réfléchissante blanche et plane, a servi de référence avant et après chaque mesure. Cela

permet de calculer le facteur de réflectance de la cible, conformément à la méthode décrite par Jackson *et al.* (1980). Cette façon de procéder a pour objet de minimiser les erreurs pouvant être dues aux variations des conditions atmosphériques et d'inclinaison du soleil. Pour tenir compte de l'effet bidirectionnel de la réflectance de la cible, qui dépend à la fois de la géométrie d'éclairement et de l'angle de visée, nos mesures ont été réalisées sur des intervalles de temps très courts et rapprochés, en gardant l'angle de visée constant, dans une position verticale. La campagne de mesures radiométriques s'est déroulée du 18 au 26 octobre 2000.

Par ailleurs, nous avons procédé à la simulation des bandes du capteur ASTER en intégrant les valeurs spectrales des échantillons du site étudié. Ces valeurs correspondent au rapport entre la largeur de la fenêtre spectrale du canal considéré et la sensibilité relative du capteur ASTER (figure 3.9). Elles sont calculées à partir de l'équation 3.2 (Markham et Barker, 1985).

$$\rho (sim)_i = \frac{\sum_{\lambda_{1i}}^{\lambda_{2i}} \rho(\lambda) S(\lambda)}{\sum_{\lambda_{1i}}^{\lambda_{2i}} S(\lambda)} * 100 \quad (3.2)$$

$\rho (sim)_i$ : réflectance simulée pour la bande  $i$ ;

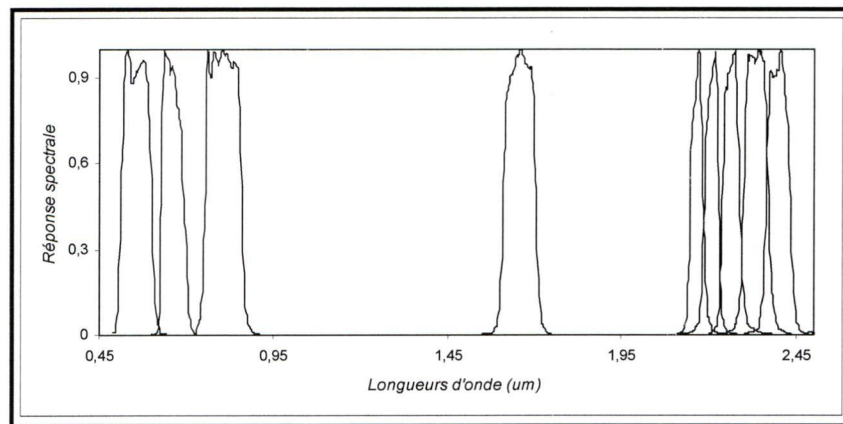
$\rho(\lambda)$ : réflectance pour la longueur d'onde  $\lambda$  de la bande  $i$ ;

$S(\lambda)$ : sensibilité spectrale relative du capteur pour la longueur d'onde  $\lambda$  de la bande  $i$ ;

$\lambda_{1i}$  et  $\lambda_{2i}$  : limite inférieure et supérieure de la bande spectrale  $i$ ;



**Figure 3. 8.** Dispositif d'acquisition des spectres au sol à l'aide du spectroradiomètre de type ASD



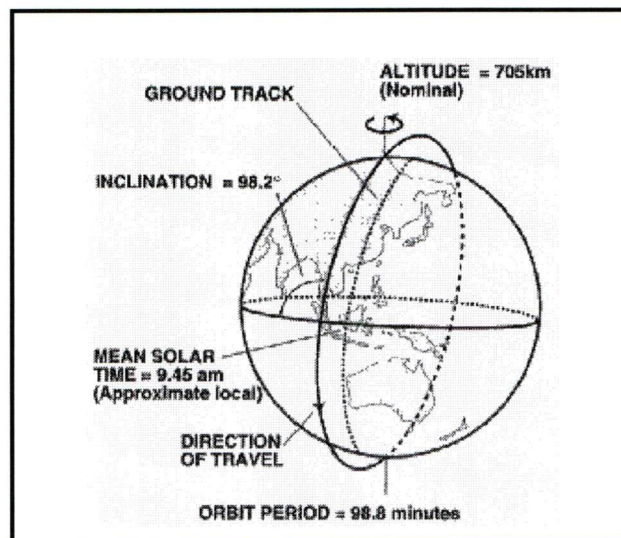
**Figure 3. 9.** Réponse spectrale des neuf premières bandes du capteur ASTER

### 3.2.3. Données de télédétection

Afin d'atteindre nos objectifs, nous avons utilisé deux types de données satellitaires : celles du capteur ETM+ de Landsat et celles du capteur ASTER de Terra.

#### 3.2.3.1. Capteur ETM+ de Landsat

Le capteur ETM+ (Enhanced Thematic Mapper) du satellite Landsat a été mis en orbite le 15 avril 1999, suivant une orbite héliosynchrone autour de la Terre avec une inclinaison de l'ordre de  $98,2^\circ$  et une période de 98,8 minutes (figure 3.10).



**Figure 3. 10.** Paramètres de l'orbite de Landsat ETM+ (site du Landsat ETM+)



L'objectif principal de cette mission est d'assurer une observation de la planète Terre. La couverture entière de la Terre est accomplie en 16 jours, en effectuant 233 orbites dont chacune permet l'enregistrement de 248 images. Le satellite Landsat passe à l'équateur à 10h (+/- 15 min), heure locale. Le capteur ETM+ se distingue par sa bande panchromatique possédant une résolution spatiale de l'ordre de 15 m. Les caractéristiques du capteur ETM+ sont résumées dans le tableau 3.2.

**Tableau 3. 2.** Caractéristiques du capteur Landsat ETM+

Bandes	Long. d'onde (µm)	Résolution (m)
1	0,450 - 0,515	30
2	0,525 - 0,605	30
3	0,630 - 0,690	30
4	0,750 - 0,900	30
5	1,550 - 1,750	30
6	10,400 - 12,50	60
7	2,090 - 2,350	30
Panchromatique	0,520 - 0,900	15
Codage	8 bits	
Taille de l'image	183 x 170 km	
Altitude	705 kilomètres	

### 3.2.3.2. Capteur ASTER

ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) est un système à radiomètre imageur multibandes, installé sur la plate-forme Terra en 1999. Il est le fruit de la coopération entre la NASA et le ministère japonais du Commerce, de l'Économie et de l'Industrie METI (*Ministry of Economy Trading and Industry*) autrefois connu sous le nom de MITI (*Ministry of International Trade and Industry*). Il est pourvu d'un mode d'acquisition stéréoscopique permettant d'extraire des modèles numériques de terrain et contient 14 bandes ayant une étendue spectrale allant de 0,52 à 11,65 µm. Le capteur ASTER est doté de trois radiomètres séparés (Abrams, 1997) couvrant respectivement trois parties du domaine spectral: le visible et le proche infrarouge, le moyen infrarouge et le thermique (tableau 3.3).

Les images ASTER sont caractérisées, entre autres, par une haute résolution spectrale dans le domaine du moyen infrarouge et par une haute résolution spatiale de 15 m dans le visible. La fréquence d'acquisition des images ASTER est de 16 jours et chacune couvre une superficie de l'ordre de 3 600 km<sup>2</sup> (60 x 60 km). Le capteur ASTER parcourt la même orbite que ETM+ de

Landsat mais cette synchronisation orbitale se fait avec un décalage de 30 minutes (ETM+ passant en premier).

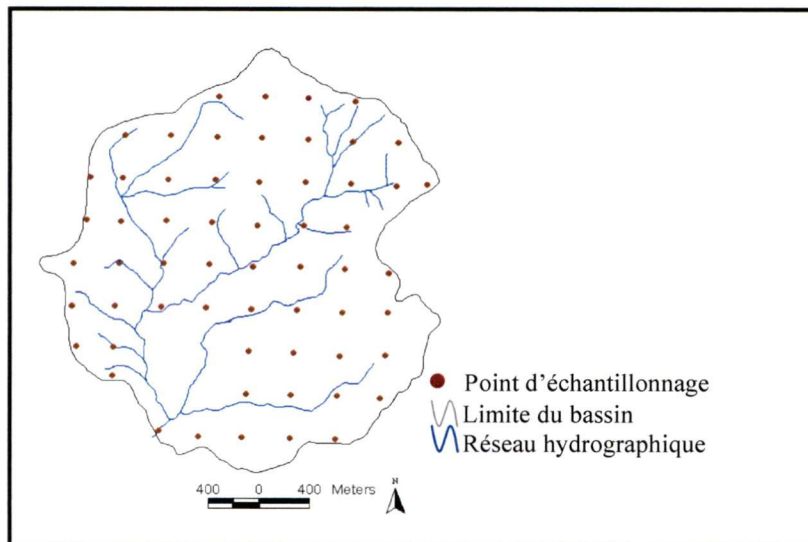
**Tableau 3. 3.** Caractéristiques du capteur ASTER

Caractéristiques	Visible et Proche-infrarouge	Moyen-Infrarouge	T h e r m i q u e
Bandes	$B_1$ : 0,52-0,60 $\mu\text{m}$ (Nadir) $B_2$ : 0,63-0,69 $\mu\text{m}$ (Nadir) $B_3$ : 0,76-0,86 $\mu\text{m}$ (Nadir) $B_3 B$ : 0,76-0,86 $\mu\text{m}$ ( $\pm$ incliné de 24°)	$B_4$ : 1,60-1,70 $\mu\text{m}$ $B_5$ : 2,14-2,18 $\mu\text{m}$ $B_6$ : 2,18-2,22 $\mu\text{m}$ $B_7$ : 2,23-2,28 $\mu\text{m}$ $B_8$ : 2,29-2,36 $\mu\text{m}$ $B_9$ : 2,36-2,43 $\mu\text{m}$	$B_{10}$ : 8,12-8,47 $\mu\text{m}$ $B_{11}$ : 8,47-8,82 $\mu\text{m}$ $B_{12}$ : 8,92-9,27 $\mu\text{m}$ $B_{13}$ : 10,25-10,95 $\mu\text{m}$ $B_{14}$ : 10,95-11,65 $\mu\text{m}$
Résolution spatiale en m	15	30	90

### 3.2.3. Données exogènes : caractéristiques physico-chimiques des sols et observations du terrain

Toujours pour mieux appréhender notre problématique, nous avons procédé à un quadrillage systématique de notre zone d'étude à l'aide d'une grille régulière de mailles 350 m x 350 m.

À l'aide d'une tarière, chaque échantillon de sol a été prélevé à la surface du sol à une profondeur de 5 à 10 cm. La figure 3.11 présente la localisation des soixante points échantillons dont les prélèvements ont fait l'objet d'analyses physico-chimiques en laboratoire. Ces analyses ont porté sur le contenu en calcaire total, la matière organique et la granulométrie.



**Figure 3. 11.** Points d'échantillonnage du sol dans le bassin

Les données recueillies sur le terrain constituent le substrat de notre travail et servent à la validation des résultats obtenus. Pour mieux décrire les caractéristiques de l'état de surface, nous avons effectué des observations ainsi que des mesures spectrales sur les différentes unités homogènes. Pour la mise en relation "états de surface-sols-réflectance", nous avons retenu le maximum de données possibles: argiles, limons, sables,  $\text{CaCO}_3$ , MO et éléments grossiers.

Parallèlement, deux types d'observations ont été effectués sur le terrain. Le premier type d'observations permet d'avoir une idée générale sur la composition et le taux de recouvrement de la végétation verte et sénescence, le type et la couleur des sols, ainsi que l'occupation du sol (annexe 2). Ces observations permettent un premier regroupement thématique des informations contenues dans les images en 3 catégories : végétation, lithologie et occupation du sol (lac du barrage, habitat...).

Quant au second type, les observations portent sur l'agencement des composantes de la surface et la constitution d'une librairie spectrale du bassin. Des photographies du paysage ont été prises à l'aide d'un appareil photo numérique dans le but de les utiliser dans l'analyse du paysage et celle des unités homogènes.

Finalement, la synthèse des observations de terrain, dans un premier temps, vise à rendre ces informations utilisables dans la cartographie des états de surface à l'échelle des images satellitaires et, dans un deuxième temps, à quantifier les relations entre variables.

### **3.3. Aperçu sur la méthodologie**

Notre méthodologie d'étude repose sur deux approches. La première, spectrale, est basée sur les indices spectraux, la méthode SAM et le démixage spectral. Ce procédé nous a permis de comprendre la relation de synergie entre les propriétés spectrales des sols et leur état de dégradation. Quant à la deuxième approche, elle repose sur la modélisation des données multisources à travers un réseau de neurones afin de cartographier et de déterminer les conditions de surface de la zone d'étude. La figure 3.12 présente la méthodologie adoptée.



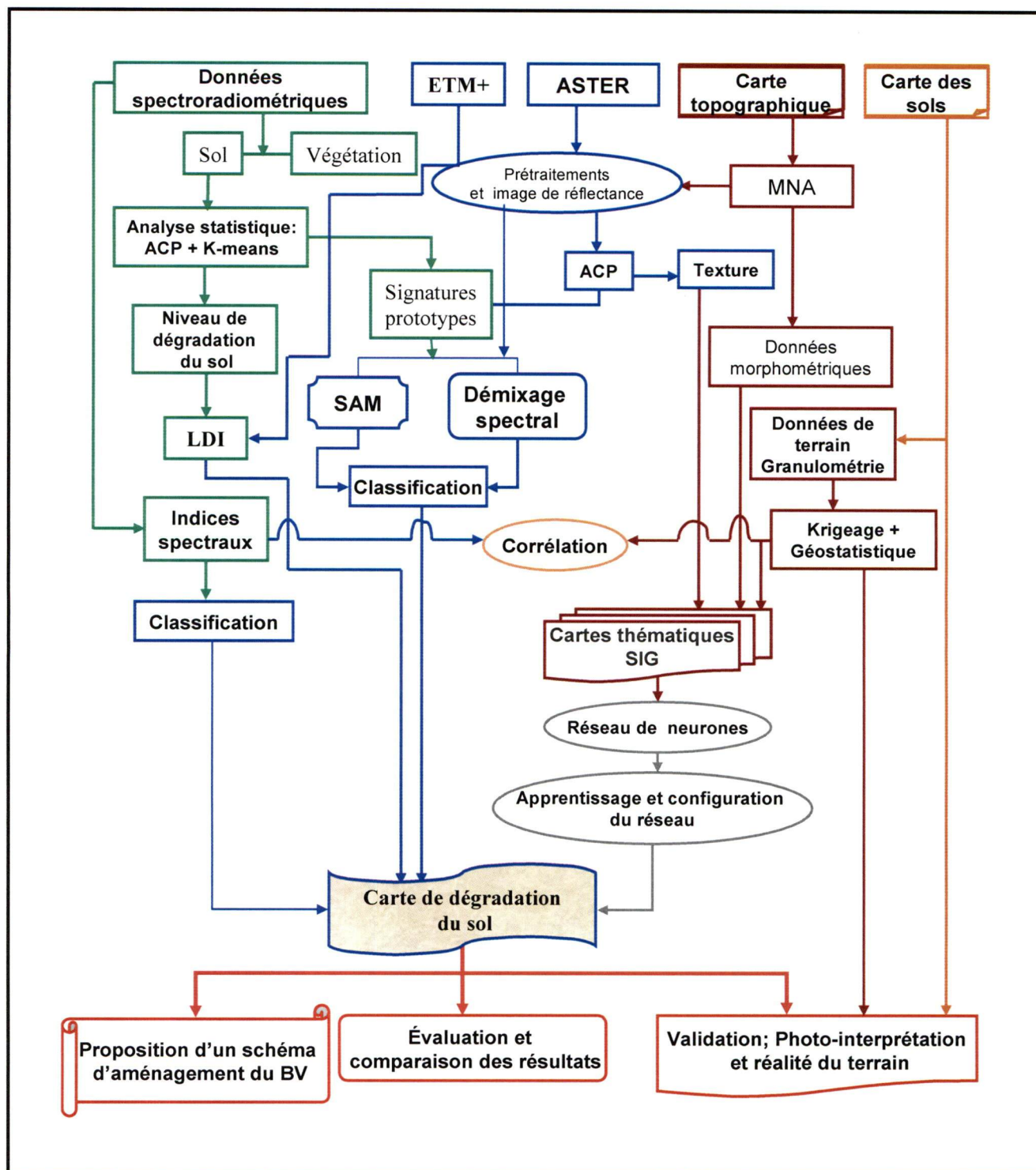
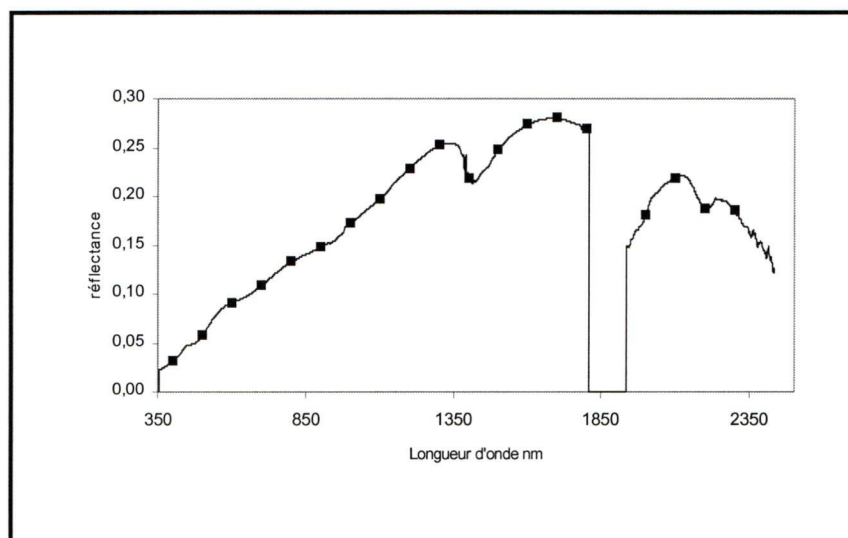


Figure 3. 12. Organigramme méthodologique

### 3.4. Prétraitement des données

#### 3.4.1. Analyse et classification des données spectroradiométriques

La caractérisation des propriétés spectrales des différents types de sol a été réalisée en utilisant l'analyse en composantes principales (ACP). La définition de dix-neuf points échantillons, sur un pas de 100 nm (figure 3.13), nous a permis d'appliquer l'ACP et par le fait même, de caractériser les propriétés spectrales des différents types de sol. Le choix de dix-neuf points est justifié par la limitation qu'impose l'ACP, à savoir que le nombre de variables doit être inférieur au nombre de mesures (Hair *et al.*, 1995).



**Figure 3. 13.** Exemple de spectre du sol du bassin avec le positionnement des points décrivant la forme du spectre

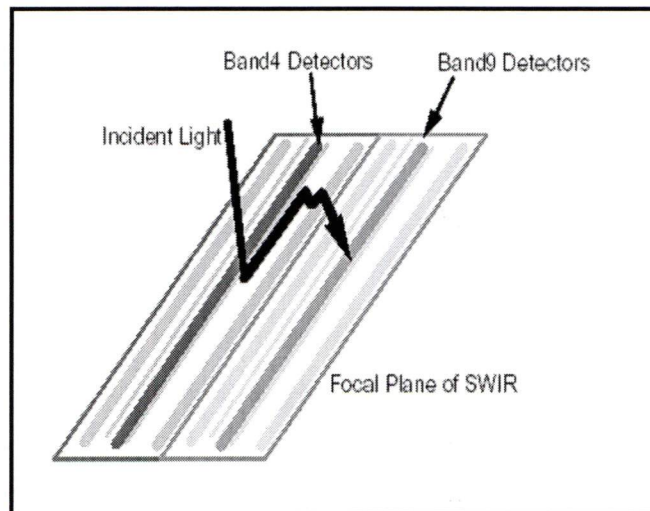
Consécutivement, nous avons appliqué une analyse par la moyenne mobile (*K-means*). Cette dernière nous a permis de discriminer les différentes classes de niveau de dégradation. Pour parvenir à ces résultats, les coordonnées relatives au plan orthogonal ( $CP_1$  et  $CP_2$ ) des vingt-deux mesures ont été adoptées. L'analyse statistique qui s'en est suivie a été réalisée en utilisant le logiciel SPSS et en se basant sur la distance euclidienne. Par la suite, quatorze spectres de sol ont été retenus afin de réaliser une deuxième ACP, compte tenu de l'homogénéité lithologique du site. Pour chaque spectre donné, neuf points décrivant la forme du spectre comprise entre 2,00 et 2,40  $\mu m$  ont été retenus (Chikhaoui *et al.*, 2001).

### 3.4.2. Prétraitement des images

#### 3.4.2.1. Image ASTER

Nous disposons d'une scène ASTER de niveau 2 (*AST\_07*) dont les valeurs de réflectance au sol sont comprises entre 0 et 1 et qui a été acquise au mois de juin 2001. L'image est corrigée atmosphériquement et radiométriquement par le fournisseur.

Nous envisageons d'utiliser les données du capteur ASTER pour exécuter le démixage spectral. Cette méthode accorde une importance particulière à l'étalonnage ainsi qu'à la correction radiométrique et atmosphérique des données satellitaires. La qualité des résultats de cette approche dépend de la qualité des corrections atmosphériques apportées à l'image fournie, d'où la nécessité de faire une évaluation des données au départ. Certains travaux de recherche (Rowan *et al.*, 2003; Iwasaki *et al.*, 2001) ont souligné une différence significative entre les mesures prises au sol et les données images ASTER (*AST\_07*). Il existe une différence de l'ordre de 10 à 20% entre les valeurs de la bande 9 contenues dans l'image et celles mesurées au sol dans le même intervalle de longueurs d'onde ; il en est de même pour la bande 3. Cette différence s'explique par le phénomène d'intermodulation '*crosstalk*' (Figure 3.14).



**Figure 3. 14.** Mécanisme d'intermodulation (Iwasaki *et al.*, 2001)

Afin de pallier le défaut de la qualité de la correction atmosphérique de l'image, nous avons adopté la méthode de mise en correspondance spectrale (*spectral matching*). Il s'agit, pour un site



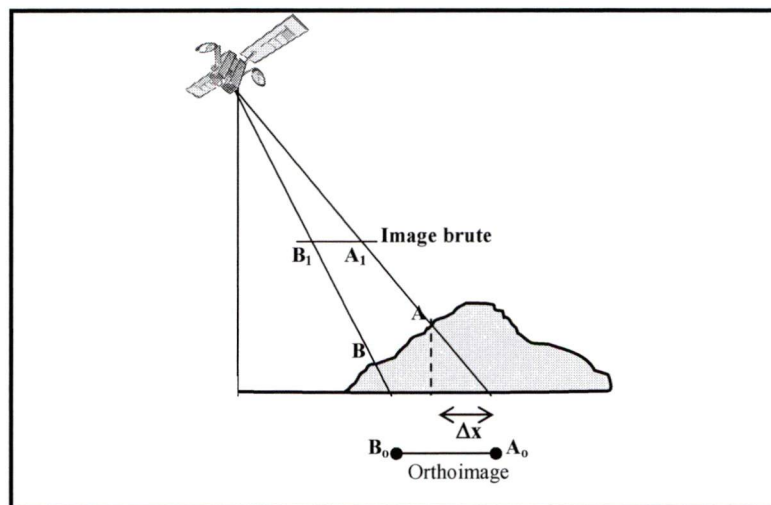
donné, de comparer les données images et les données simulées du capteur ASTER à partir des mesures spectrales effectuées sur le dit site. Nous avons choisi comme cible une parcelle agricole à sol nu caractérisée par une pente très faible, voire nulle.

Ainsi, l'étalonnage de l'image se fait en la multipliant par un facteur normalisant  $F_n$  calculé selon l'équation suivante:

$$F_n = \frac{\text{Valeur de la bande simulée}}{\text{Valeur de l'image}} \quad (3.3)$$

**N.B.** : Nous tenons à signaler que la valeur simulée et celle extraite de l'image doivent être du même site.

Afin d'utiliser les 9 bandes couvrant le visible, le proche et le moyen infrarouge du capteur ASTER, il est nécessaire de procéder à une correction géométrique. L'obtention d'une superposition parfaite exige une ortho-rectification de l'image, basée sur le MNA (Toutin, 1995) car, comme mentionné plus haut, le capteur ASTER est muni de trois radiomètres séparés dont les résolutions sont différentes, et l'ensemble des capteurs peut être orienté de  $\pm 8,55$  par rapport au Nadir, ceci peut générer un déplacement latéral non négligeable aux extrémités de la scène, effet parallaxe, (figure 3.15), (<http://terra.nasa.gov/>). L'ortho-rectification de l'image est nécessaire afin d'obtenir une superposition parfaite des différentes bandes, avec une résolution spatiale de 15 m après rééchantillonnage.



**Figure 3. 15.** Déplacement latéral résultant de l'effet de l'angle de visée latérale

#### **3.4.2.2. Image ETM+ de Landsat**

Afin que les images satellitaires puissent refléter la réalité du terrain et soient superposables aux autres données, une correction géométrique s'impose. Pour ce faire, nous avons adopté la méthode de correction polynomiale en corrigeant les images par rapport à la carte topographique au 1/ 50 000 couvrant la zone d'étude. Ainsi, une quinzaine de points bien répartis sur l'image ont été choisis. L'équation de transfert est une fonction polynomiale du premier degré, calculée à partir des points de contrôle. Le rééchantillonnage est réalisé par la méthode du plus proche voisin afin de ne pas détériorer ou affecter la valeur des pixels. Nous avons obtenu une erreur résiduelle moyenne (RMS) inférieure d'un pixel.

Par la suite, toutes les images ont été rééchantillonnées et ramenées à la même échelle (15 m) pour les rendre superposables et pouvoir travailler à la même résolution. Ce choix s'explique par le fait que nous envisageons d'utiliser les données ETM+, acquises le 25 octobre 2000, pour valider le résultat de notre nouvelle approche d'une part, et d'autre part, pour mettre en évidence l'apport du capteur ASTER.

L'image ETM+ a été corrigée atmosphériquement en utilisant le modèle de transfert radiatif 6S (*Second Simulation of Satellite Signal in the Solar Spectrum*), développé par Vermote *et al.* (1997). Ce dernier permet de déterminer les paramètres atmosphériques qui servent à calculer la réflectance apparente d'une cible en prenant comme référence un objet invariant sur le plan radiométrique. Pour ce faire, nous avons utilisé la réflectance du lac du barrage comme référence.

#### **3.4.3. Variables dérivées de données ASTER**

Il a été démontré que la prise en compte du contexte spatial a toujours amélioré les résultats de la classification comparativement aux méthodes classiques pixel par pixel. Il nous semble que l'intégration de cette variable contextuelle ou de texture dans la modélisation de la dégradation du sol ou l'étude d'un milieu hétérogène permet d'améliorer la qualité du résultat final (Berberoglu *et al.*, 2000).

Le parcours de la littérature a montré qu'il existe plusieurs méthodes qui permettent de calculer les paramètres de texture. Cependant, l'approche la plus populaire est l'utilisation de la matrice

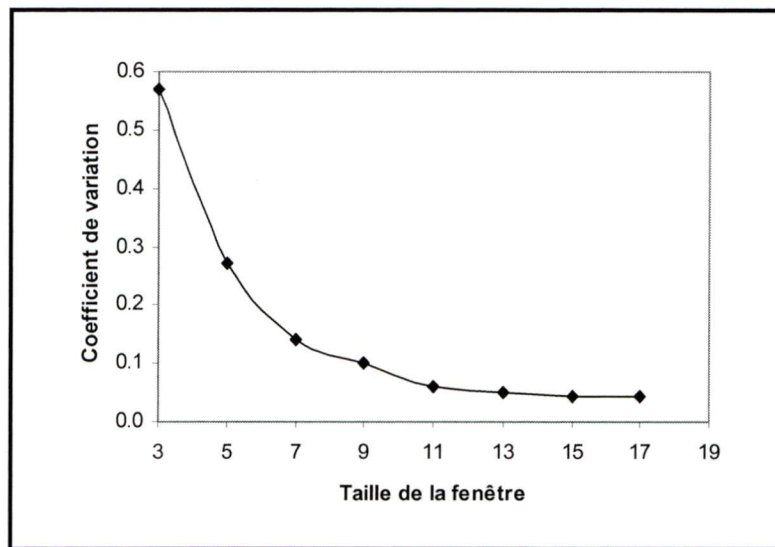
de cooccurrence développée par Haralick *et al.* (1973) et qui permet d'extraire plusieurs paramètres (tableau 3.4). L'utilisation courante de ces derniers se limite à cinq : la moyenne, le contraste, l'entropie, l'homogénéité et le second moment angulaire.

**Tableau 3.4.** Principaux paramètres de texture

Paramètres de texture	Formule
<b>Moyenne (M)</b>	$M = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i P(i, j, d, \theta)$
<b>Écart type (ET)</b>	$ET = \sqrt{\left( \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (P(i, j, d, \theta) (i - M))^2 \right)}$
<b>Contraste (C)</b>	$C = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 P(i, j, d, \theta)$
<b>Homogénéité (H)</b>	$H = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j, d, \theta)}{1 + (i - j)^2}$
<b>Second moment angulaire (SMA)</b>	$SMA = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (P(i, j, d, \theta))^2$
<b>Entropie (E)</b>	$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j, d, \theta) \log(P(i, j, d, \theta))$
<b>Corrélation (C)</b>	$C = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ((i - \mu_x)(j - \mu_y) P(i, j, d, \theta))}{\sigma_x \sigma_y}$
<b>Dissymétrie (D)</b>	$D = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1}  i - j  P(i, j, d, \theta)$



Dans la présente thèse, les paramètres de texture ont été extraits de la première composante principale. Avant de commencer nos traitements, nous avons codé les valeurs des pixels de la  $CP_1$  en valeurs comprises entre 0 et 255 (8 bits). Cette étape est nécessaire pour diminuer le temps de calcul tout en permettant d'avoir de bons résultats car les valeurs initiales des pixels sont codées en 16 bits. Par la suite, nous calculons les paramètres de texture. Cette étape nécessite le choix de la taille de la fenêtre mobile. Pour résoudre ce problème, le calcul du coefficient de variation ( $CV = \text{écart type} / \text{moyenne}$ ) est recommandé. L'analyse de la figure 3.16 montre qu'une fenêtre de dimension (11\*11) conduit à un résultat satisfaisant.



**Figure 3. 16.** Variation du coefficient de variation de la moyenne en fonction de la taille de la fenêtre mobile

Les prétraitements et les traitements d'images ont été réalisés à l'aide du logiciel ENVI (Research Systems, Inc., 2001).

### 3.4.4. Analyse géostatistique et spatialisation des données exogènes

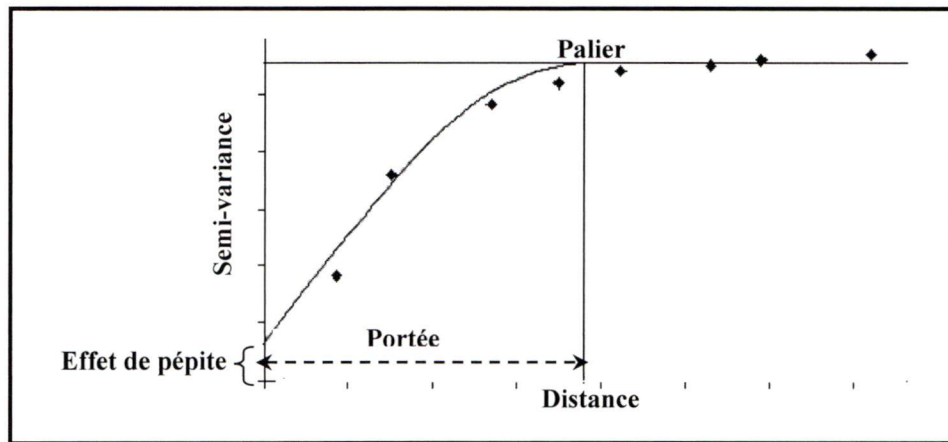
#### 3.4.4.1. Analyse géostatistique

L'étude de l'organisation spatiale de certains phénomènes naturels nécessite l'utilisation d'une méthode rigoureuse telle que celle de la variabilité spatiale des propriétés physico-chimiques du sol. Nous avons opté pour l'analyse géostatistique qui permet l'analyse et l'étude de la dépendance spatiale des données ou échantillons par le calcul du semi-variogramme. Le semi-variogramme est une fonction  $\gamma(h)$  qui permet d'évaluer la dépendance spatiale entre deux observations séparées par une distance  $h$  et de définir des types de structures spatiales (Buchter *et al.*, 1991). L'équation du calcul de la fonction  $\gamma(h)$  est la suivante:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (3.4)$$

$N(h)$  est le nombre total de couples de points séparés par la distance  $h$ ,  $Z(x_i)$  représente les échantillons au point  $i$ ,  $Z(x_i+h)$  représente les échantillons au point  $i+h$ .

La fonction  $\gamma(h)$  est caractérisée par le comportement à l'origine ou l'effet de pépité, la portée et le palier (figure 3.17).



**Figure 3. 17.** Composante du semi-variogramme théorique (modèle sphérique)

L'ajustement du semi-variogramme expérimental à un modèle théorique a servi par la suite dans l'interpolation par krigeage. Cette dernière consiste en une interpolation des résultats d'analyse de laboratoire accompagnée d'une représentation cartographique de la variographie. Il existe

plusieurs méthodes d'interpolation, mais celle basée sur le krigeage est couramment utilisée et reste la meilleure pour la cartographie des données ponctuelles (Journel et Huijbregts, 1978; Gallichand et Marcotte, 1993). Dans notre étude, le krigeage est adopté comme méthode d'interpolation spatiale car elle est une méthode linéaire non biaisée.

L'analyse géostatistique est aussi très utilisée en télédétection (Chappell *et al.*, 2001; Oliver *et al.*, 2000; Atkinson et Lewis, 2000; Chappell, 1998; Curran et Atkinson, 1998; Atkinson, 1997; Lacaze *et al.*, 1994). Entre autres, les paramètres des semi-variogrammes calculés à partir des bandes ASTER ont servi à la caractérisation du comportement spectral des sols.

#### ***3.4.4.1. Spatialisation des données exogènes***

Avant de procéder à une analyse géostatistique, les résultats obtenus de l'analyse physico-chimique ont subi un traitement statistique afin de caractériser leur loi de distribution. L'ajustement graphique et le test de normalité de Kolmogorov-Smirnov, du logiciel SPSS, ont été utilisés. Par la suite, l'analyse de la variabilité spatiale des différentes données a été entreprise au moyen d'un traitement géostatistique réalisé par le logiciel GS+ (Robertson, 1998).

Ce dernier permet l'étude de la variographie et la cartographie par krigeage. Cette méthode a été utilisée dans plusieurs études pour spatialiser les données ponctuelles et a permis d'obtenir de résultats intéressants (Journel et Huijbregts, 1978; Gallichand et Marcotte, 1993).

L'analyse géostatistique a permis également d'évaluer la variation et la structure spatiale de l'état de surface du bassin.



### 3.5. Cartographie de la dégradation des sols par différentes approches

#### 3.5.1. Apport de l'approche des indices spectraux à l'étude de la dégradation des sols

Un indice spectral est une variable synthétique qui permet d'interpréter les images satellitaires et d'étudier une problématique donnée. Le survol de la littérature nous permet d'appréhender deux approches d'application des indices spectraux:

- 1- Approche qualitative: cartographie de la végétation et identification des différentes espèces végétales ainsi que l'étude de l'état de dégradation des sols (Merzouk, 1992; Mathieu *et al.*, 1998; Coulibaly, 2001; Haboudane *et al.*, 2002).
- 2- Approche quantitative: détermination de relations quantitatives de certaines caractéristiques de la surface comme le taux d'argile, la matière organique, la biomasse (Chikhaoui *et al.*, 2004c; Madeira *et al.*, 1995; Guyot *et al.*, 1996).

Nous nous intéressons à ces deux approches dans le cadre de notre recherche. Le présent chapitre traite de l'approche qualitative basée sur l'utilisation des indices spectraux dans l'étude de la dégradation des sols, tandis que le chapitre 4 porte sur l'aspect quantitatif.

L'une des approches utilisées pour la cartographie de la dégradation des sols est celle des indices spectraux (Escadafal *et al.*, 1994; Mougnot et Cailleau, 1995; Escadafal et Bacha, 1995; Haboudane *et al.*, 2002). Ces travaux ont montré que les propriétés spectrales des sols dépendent généralement de leur niveau de dégradation, de l'état de surface et de la composition physico-chimique. Parmi les différents indices utilisés on note l'indice de couleur, l'indice de forme, l'indice d'intensité et l'indice RBD (*Relative absorption-band depth*) (Chikhaoui *et al.*, 2004a; Haboudane, 1999).

Depuis fort longtemps, les pédologues considèrent la couleur de la surface du sol comme un indicateur déterminant pour la classification et l'évaluation de l'état de dégradation des sols. Afin d'établir le lien entre cet indicateur clef et les données de télédétection, il apparaît clairement que

les indices spectraux permettent d'évaluer les changements de la couleur des sols. Plusieurs travaux ont montré qu'il existe une relation entre les indices spectraux et les paramètres du système colorimétrique Munsell (Escadafal, 1989). Ce dernier est basé sur trois variables (la teinte, la clarté et la saturation). Ces trois variables sont largement utilisées et connues chez les pédologues. En s'appuyant sur les mesures de laboratoire de 84 échantillons, Escadafal *et al.* (1989) ont établi une corrélation entre les réflectances des canaux 1, 2 et 3 du capteur TM de Landsat et les coefficients colorimétriques RVB (Rouge, Vert, Bleu) de la Commission Internationale de l'Éclairage dérivées à partir du système colorimétrique Munsell. Suite à ce résultat, Escadafal et Huete (1991) ont utilisé l'indice de couleur IC pour minimiser l'effet de la couleur des sols sur les indices de végétation. L'indice IC est un rapport normalisé des canaux rouge et vert du capteur TM:

$$IC_{31} = \frac{TM_3 - TM_1}{TM_3} \quad (3.5)$$

De même, d'autres études (Coulibaly, 2001; Haboudane, 1999 et Madeira *et al.*, 1995) ont mis en exergue l'apport de l'IC dans l'étude des sols et leurs états de dégradation.

En se basant sur les données TM, Escadafal *et al.* (1994) ont proposé l'indice de forme (IF) afin d'étudier les sols. Cet indice est basé sur le principe colorimétrique de la teinte. L'utilisation de l'IF leur a permis de discriminer les différents niveaux de dégradation du sol en milieu semi-aride. L'IF permet de décrire la forme du spectre du sol selon la formule suivante :

$$IF_{321} = \frac{2 TM_3 - TM_2 - TM_1}{TM_2 - TM_1} \quad (3.6)$$

Tandis que l'intensité (I) permet de déterminer la réflectance globale moyenne d'une cible donnée dans le domaine du visible :

$$Intensité = \frac{1}{\sqrt{3}} (TM_1 + TM_2 + TM_3) \quad (3.7)$$

D'autres études ont développé de nouveaux indices en fonction de la localisation des pics d'absorption d'un élément donné. Il s'agit de l'indice RBD qui permet de discriminer des groupements minéraux caractérisés par un pic d'absorption donné. Pour un groupement donné,

cette détection est basée sur le calcul du contraste spectral lié au pic correspondant. Cet indice a été développé par Crowley *et al.* (1989) pour étudier et cartographier les minéraux à regroupements d'hydroxyles et les carbonates. Il a permis d'obtenir des résultats intéressants (Rowan *et al.*, 2003 ; 2005). Dans notre étude, nous nous intéressons au pic d'absorption du calcaire, considéré par plusieurs études comme indice indirect de la dégradation du sol. Pour les données ASTER, la bande 8 (2,229-2,36  $\mu\text{m}$ ) couvre le pic d'absorption des  $\text{CaCO}_3$ , alors que les bandes 7 et 9 encadrent ce pic. L'indice RBD se calcule à partir de données ASTER selon la formule suivante :

$$RBD_{798} = \frac{B\_AST_7 + B\_AST_9}{B\_AST_8} \quad (3.8)$$

### 3.5.2. Identification par l'approche SAM des sols dégradés

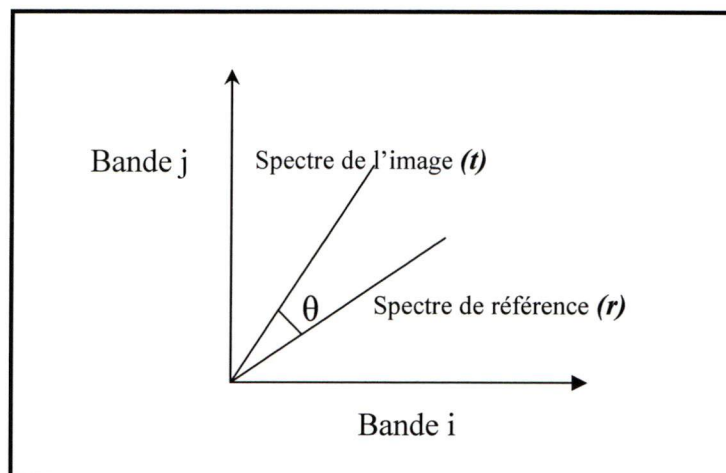
SAM (*Spectral Angle Mapper*) est une méthode de classification basée sur un concept physique et développée par Kruse *et al.* (1993). Elle utilise toutes les bandes spectrales. La méthode détermine, par calcul de l'angle  $\theta$  (en radian), la similarité entre le spectre de référence et celui du spectre de l'image (Figure 3.18). La génération des signatures spectrales de référence peut être réalisée à partir de l'image ou en utilisant des spectres de terrain. Cet angle spectral est calculé à partir de l'équation suivante :

$$\theta = \arccos \left( \frac{\vec{t} \cdot \vec{r}}{\|\vec{t}\| \cdot \|\vec{r}\|} \right) \quad (3.9)$$

$\vec{r}$  : Vecteur du Spectre de référence (prototype);

$\vec{t}$  : Vecteur du Spectre test (Pixel).





**Figure 3. 18.** Angle spectral entre le spectre de référence et le spectre image, dans un espace bidimensionnel (Kruse *et al.*, 1993)

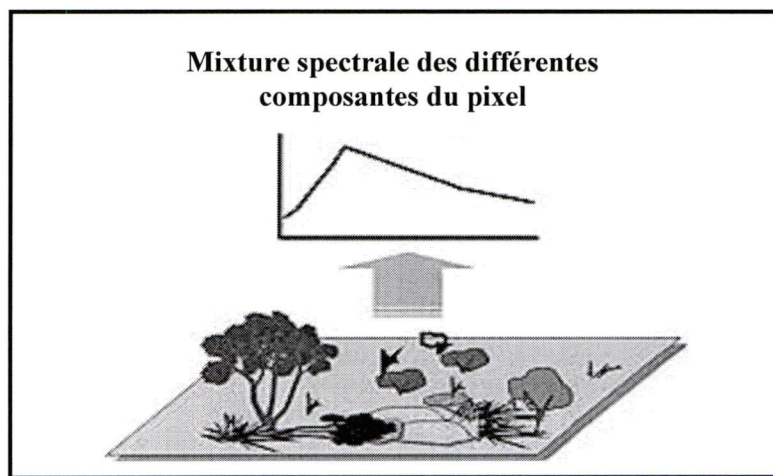
L'approche considère les valeurs du pixel comme un vecteur dans un espace ayant une dimension égale au nombre de bandes. C'est une méthode rigoureuse non sensible à l'albédo à condition d'utiliser des données calibrées (Kruse *et al.*, 1993). L'affectation de chaque pixel de la scène à une classe donnée se base sur la mesure de l'angle entre le vecteur du spectre de référence et chaque vecteur de l'image dans l'espace à  $n$  dimensions, où  $n$  est le nombre de bandes. L'exécution de l'approche SAM permet d'obtenir une image d'angle  $\theta$  pour chaque spectre de référence. À partir des images d'angle  $\theta$ , nous réalisons un seuillage afin d'attribuer à chaque pixel le thème qui y possède la valeur la plus faible de  $\theta$ ; plus l'écart angulaire est petit, plus la similarité est importante. Ce concept de classification est assez intéressant pour la cartographie de l'état de surface et des ressources naturelles (sols, végétation) (Sohn *et al.*, 1999; Sohn et Rebello, 2002) car les méthodes conventionnelles telles que "isodata" et "la distance minimum", utilisent la distance euclidienne simple comme critère de similarité. D'autres méthodes, telles que le maximum de vraisemblance et la classification par la logique floue, utilisent la distance pondérée ou transformée comme critère de ressemblance (Sohn et Rebello, 2002).

Le choix porté sur cette approche, dans la présente étude, s'explique par le fait que, d'une part, Margate et Shrestha (2001) ont adopté SAM pour l'étude de la dégradation des sols et la désertification dans le sud de l'Espagne et ont obtenu des résultats satisfaisants et, d'autre part, SAM est une méthode conçue pour un espace spectral à  $n$  dimensions et disponible sur les nouveaux logiciels de traitement d'image comme ENVI. Aussi, l'approche SAM reste purement

spectrale et elle n'a pas encore été exécutée avec les données ASTER, jusqu'à date, pour l'étude de la dégradation des sols. En outre, dans le cadre de nombreuses études, la méthode SAM a permis d'obtenir des résultats intéressants (Sohn *et al.*, 1999; Sohn et Rebello, 2002; Yang *et al.*, 1999 ; Zhang *et al.*, 2003).

### 3.5.3. Étude de la dégradation des sols par le démixage spectral

Le milieu méditerranéen est caractérisé par un paysage hétérogène, dû à la présence d'objets de natures différentes (sols nus, végétation, eau...). Ainsi, le signal reçu par un satellite donné résulte de la contribution des différents mélanges d'un nombre limité d'objets de la cible visée. Cette dernière est fonction de l'IFOV (*Instantaneous Field Of View*) qui est le champ de vue instantané du capteur (figure 3.19).



**Figure 3. 19.** Hétérogénéité des pixels (Site du Spatial information group, Australie)

Dans le processus de classification conventionnelle, un mixel est toujours mal classifié ou non classifié et les cartes thématiques résultantes ne reproduisent pas fidèlement la réalité du terrain. Pour pallier cette inefficacité, une méthode alternative a été adoptée. Il s'agit du démixage spectral qui permet d'améliorer l'analyse des données à caractère mixte et de cartographier l'état de surface. Le principe de la méthode est de dériver à partir du pixel les composantes spectrales distinctes qui correspondent à la contribution fractionnelle des objets visés (Adams *et al.*, 1995, Roberts *et al.*, 1998).

La revue de littérature montre que le démixage spectral d'un pixel peut être modélisé par plusieurs méthodes. Nous trouvons les modèles suivants, sur la base des travaux de Ichoku *et al.* (1996): probabiliste, géométrique-optique, géométrique stochastique, fuzzy (flou) et linéaire. Dans la présente étude, nous nous intéressons au modèle linéaire. Pour chacun des pixels de la scène, le modèle se traduit par l'équation suivante :

$$R_i = \sum_{j=1}^n F_j * RE_{ij} + \varepsilon_i \quad \text{and} \quad \sum_{j=1}^n F_j = 1 \quad (3.10)$$

avec :

$R_i$  : Réflectance dans la bande  $i$  ;

$RE_{ij}$  : Réflectance de la composante spectrale homogène  $j$  dans la bande  $i$ ;

$F_j$  : Fraction de la composante spectrale homogène  $j$ ;

$\varepsilon_i$  : Erreur résiduelle dans la bande  $i$ ;

$n$  : nombre total des composantes spectrales homogènes.

La résolution de cette équation admet une solution unique, en s'appuyant sur l'hypothèse que *le nombre des signatures prototypes ne dépasse pas le nombre des bandes, plus un* (Adams *et al.*, 1989). Les spectres peuvent être déconvolués en inversant l'équation linéaire de mélange avec la contrainte suivante: *la somme des fractions doit être égale à un*. Cette règle permet de trouver les différentes fractions optimales des composantes spectrales pures qui offrent le meilleur ajustement entre les signatures spectrales mesurées au niveau du pixel et celles modélisées. Pour représenter les résultats obtenus, une image est produite pour chaque signature prototype ou *endmember*. L'évaluation de la qualité des résultats est basée sur le calcul de l'erreur résiduelle moyenne RMS par la formule suivante (Roberts *et al.*, 1998):

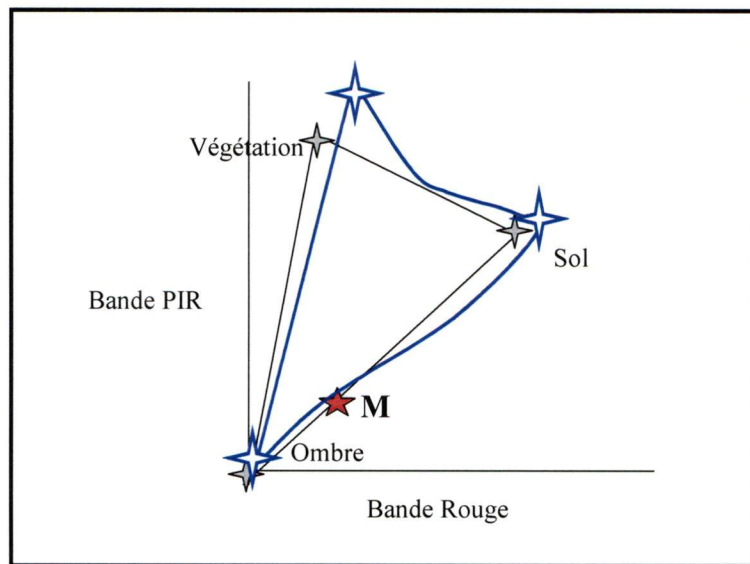
$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (R_{jk} - R'_{jk})^2} \quad (3.11)$$

avec :  $n$  est le nombre de bandes,  $R_{jk}$  est la réflectance mesurée et  $R'_{jk}$  la réflectance modélisée.

L'un des problèmes majeurs de l'utilisation de l'approche du démixage spectral est la détermination du nombre et la sélection des signatures prototypes. En effet, plus on augmente le nombre des *endmembers* plus le risque de similitude entre les signatures prototypes augmente (Roberts, 1991; Roberts *et al.*, 1998). Toutefois, la qualité des résultats du démixage spectral dépend ainsi du choix du modèle. Dans le cas d'une cible mixte, le mixage spectral ne pourrait



être toujours modélisé d'une façon linéaire. La figure 3.20 illustre la façon dont il est possible de définir la composition des composantes élémentaires à deux dimensions (rouge et proche infrarouge : PIR), dans les cas de combinaison linéaire et non linéaire. En se basant sur la figure 3.20 (triangle en noir), le point M peut être exprimé par une combinaison linéaire. Cependant, chaque point retrouvé à l'intérieur du triangle bleu serait une combinaison non linéaire des trois composantes élémentaires (sol, végétation, ombre). L'application du modèle linéaire sur le point M, par exemple, engendrera des résultats erronés tels que des fractions négatives, puisque ce dernier se trouve à l'extérieur du triangle.



**Figure 3. 20.** Illustration du mixage spectral de trois composantes spectrales (végétation, sol et ombre)

Plusieurs travaux ont mis en exergue le potentiel du modèle linéaire à l'étude ou la cartographie de la dégradation des sols (Hill *et al.*, 1995; Van Der Meer, 1997; Metternicht et Fermont, 1998; Haboudane *et al.*, 2002), ce qui justifie notre choix.

Nous avons procédé antérieurement à la présentation de l'approche du démixage spectral. Cependant, la figure 3.21 montre explicitement le processus de traitement ayant permis d'obtenir le résultat souhaité : carte de dégradation des sols du bassin.

Nous entreprenons la vérification de la validité du modèle linéaire du démixage spectral. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé l'ACP afin de déterminer le nombre de signatures prototypes utilisées dans notre étude par la projection du nuage de points dans le plan orthogonal

( $CP_1$ ,  $CP_2$ ) et ( $CP_1$ ,  $CP_3$ ). Il ressort une enveloppe polygonale optimale du nuage de points, d'allure triangulaire, ce qui justifie l'adaptation du modèle linéaire à notre problématique (section 5.6). Définitivement, la qualité des résultats du démixage spectral est en fonction du choix du modèle.

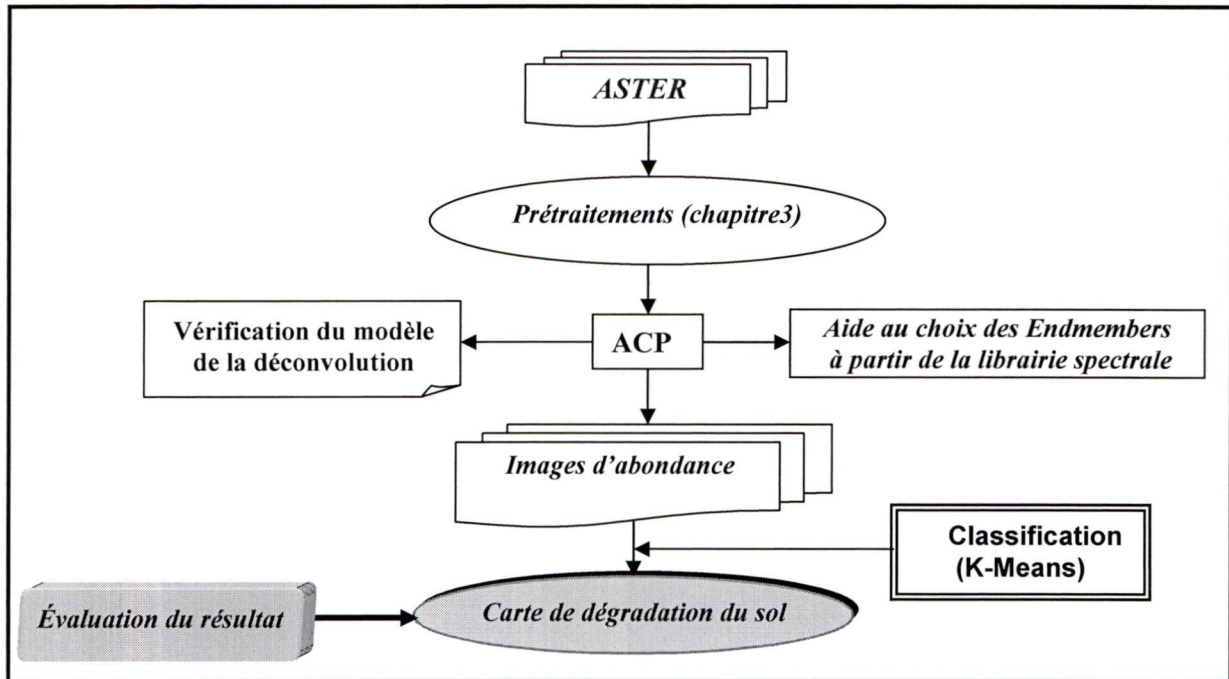


Figure 3. 21. Organigramme de l'application du démixage spectral

### 3.5.4. Intérêt du réseau de neurones pour la modélisation de la dégradation des sols

Ces deux dernières décennies, les réseaux de neurones multicouches MLP (*Multi-Layer Perceptron*) sont devenus un outil très utile dans divers domaines d'application. L'intérêt des réseaux réside dans leur capacité à modéliser des phénomènes complexes en utilisant de grandes quantités de données de différentes sources. La modélisation des phénomènes naturels constitue un des grands domaines d'application des réseaux de neurones. Dans ce sens, des travaux antérieurs ont montré l'apport des RN à l'étude du phénomène de glissement de terrain (Lee *et al.*, 2003) et à l'étude des sols (Zhu, 2000; Levine *et al.*, 1996). D'autres chercheurs ont obtenu des résultats satisfaisants en utilisant les RN pour évaluer la vulnérabilité des terrains agricoles à l'érosion des sols (De la Rosa *et al.*, 1999, 2000; Licznar et Nearin, 2003). Cependant, le survol

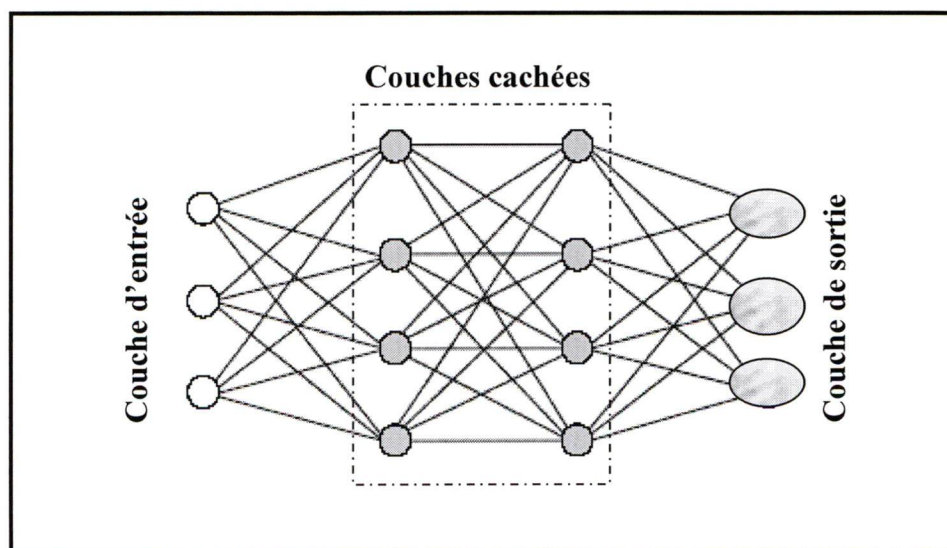
de la littérature montre que l'utilisation des RN dans la modélisation de la dégradation des sols à l'échelle d'un bassin versant est quasiment absente.

Cette quasi-inexistence motive et justifie notre choix d'utiliser les RN pour modéliser la dégradation des sols dans notre zone d'étude. Sur un tout autre plan, ce choix est justifié par le fait que la méthode est l'une des méthodes numériques non paramétriques. Autrement dit, elle ne repose pas sur un concept probabiliste ou une distribution distincte des données. Ces avantages expliquent pourquoi l'approche neuronale est un axe de recherche très actif, contrairement aux modèles stochastiques classiques. Plusieurs travaux (Bishop, 1995 ; Basheer et Hajmeer ; 2000) démontrent l'avantage de l'utilisation des RN.

Nous procédons à la présentation du concept de RN de type MLP, qui sera suivie de la description de l'algorithme de rétropropagation servant à l'apprentissage du réseau.

#### ***3.5.4.1. Structure du RN de type Perceptron multicouche MLP***

Le MLP, tel que présenté à la figure 3.22 est constitué d'au moins trois couches (une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie). Chaque couche est formée d'un neurone formel (figure 3.23). Ce dernier est caractérisé par trois éléments: son état, ses connexions avec d'autres neurones et sa fonction d'activation (figure 3.24).



**Figure 3. 22.** Réseau de neurones multicouches



Chaque neurone calcule la somme des entrées en les multipliant par des poids de connexion. La valeur de sortie est obtenue après l'application d'une fonction d'activation à cette somme pondérée. Dans la littérature, il existe trois principales fonctions d'activation (figure 3.24).

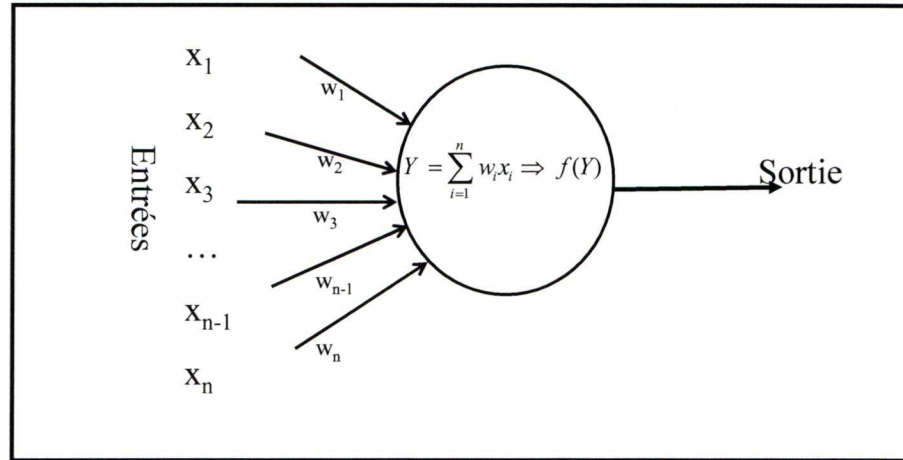


Figure 3. 23. Modèle d'un neurone

Le choix de cette fonction dépend de l'application. Cependant, la fonction sigmoïde reste la plus utilisée. La détermination des poids est en fonction de l'algorithme de l'apprentissage. Dans notre cas, il s'agit de l'algorithme de rétropropagation (*Back propagation*).

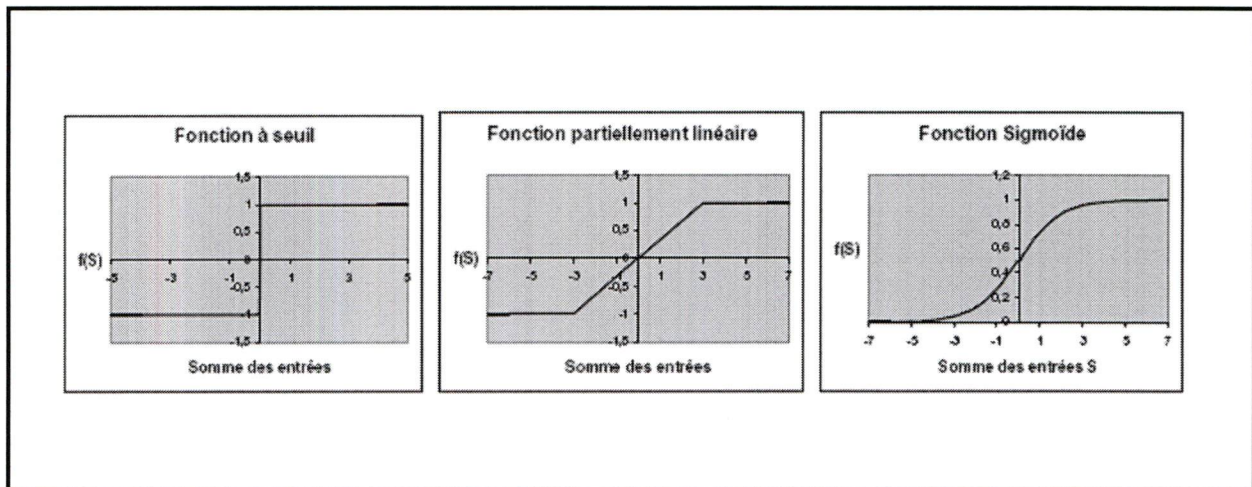


Figure 3. 24. Principaux types de fonction d'activation (Farage, 2004)

### 3.5.4.2. Apprentissage du RN

La phase d'apprentissage est l'étape la plus importante dans le développement d'un RN. Elle permet d'approximer une fonction qui permet de rapprocher le vecteur d'entrée au vecteur de sortie en ajustant les paramètres internes du réseau. Il existe deux principaux types d'apprentissage: dirigé et non dirigé. Dans le premier cas, on utilise des exemples pour définir les poids d'entrée et les seuils, afin d'améliorer la performance du RN. Dans le deuxième cas, le réseau procède à la définition de ces sorties sans exemples. Parmi les algorithmes utilisés pour ce type, on retient ceux de Kohonen (Kohonen, 1989) et Hopfield (Hopfield, 1984).

Dans le cas du RN dirigé, il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage. Cependant le modèle le plus utilisé reste l'algorithme à rétropropagation "*backpropagation*" que nous utilisons dans le cadre de notre étude. Ce choix se justifie par la popularité de l'algorithme et la qualité des résultats générés dans plusieurs cas d'études. Le principe de la rétropropagation peut être résumé en trois étapes fondamentales: l'acheminement de l'information à travers le réseau; le calcul du gradient par processus itératif et finalement, la règle du gradient d'erreur qui permet d'ajuster les paramètres intrinsèques du réseau. C'est un algorithme itératif permettant de minimiser l'erreur quadratique (E) entre les valeurs estimées et les valeurs réelles (Rumelhart *et al.*, 1986), erreur qui se calcule par la formule suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^q (y_j - y_j^d)^2 \quad (3.12)$$

Sachant que  $y_j$  est la sortie du réseau alors que  $y_j^d$  est la sortie désirée pour un nombre total de sortie  $q$ .

Après chaque itération, les poids changent selon la règle suivante :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}(t+1) \quad (3.13)$$

À l'instant  $t$ ,  $W_{ij}(t)$  correspond au poids reliant les neurones  $i$  et  $j$  de deux couches différentes,  $\Delta W_{ij}$  est une correction de l'erreur estimée par l'équation suivante :

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} + \mu \Delta W_{ij} \quad (3.14)$$

avec  $\eta$  le taux de convergence "*learning rate*",  $\mu$  le momentum.

La qualité du résultat dépend en partie du choix de ces deux variables ( $\eta$  et  $\mu$ ). Durant l'apprentissage, la vitesse de la convergence dépend de  $\eta$  tandis que la stabilité de la phase d'apprentissage est fonction du choix du momentum. Ce dernier permet aussi de corriger l'effet ou le problème des minima locaux. À titre informatif, dans le cas d'un MLP à rétropropagation, les connections se font dans un seul sens: de la couche d'entrée à la couche de sortie.

Tsoukalas et Uhrig (1996); Bishop (1995); Pao (1989) et Rumelhart *et al.* (1986) donnent d'amples informations sur le principe d'apprentissage des RN.

### **3.6. Méthode de validation et d'évaluation de la qualité des résultats**

Ce passage constitue la dernière étape de notre recherche. La revue de la littérature laisse apparaître plusieurs approches de validation et d'évaluation de la qualité des résultats d'une classification. Nous avons ainsi constaté l'utilisation de l'approche quantitative basée sur le calcul de la précision globale et du coefficient Kappa et celle de la méthode qualitative qui repose sur des documents existants déjà tels que les photos aériennes ou de terrain, ainsi que les différentes cartes thématiques (Congalton, 1991; Bannari *et al.*, 1998; Haboudane, 1999; Congalton et Green, 1999; Martin et Viau, 2000).

Nous nous intéressons à ces deux méthodes dans le cadre de notre étude. L'analyse de la matrice de confusion, en premier lieu, nous a permis de calculer plusieurs coefficients pour évaluer la qualité des résultats. Cette matrice a été établie en se basant sur des sites de validation de taille supérieure au pixel. Par la suite, l'utilisation du résultat de la photo-interprétation et des cartes thématiques (matière organique, argile, limon, sable) réalisées par l'interpolation par krigeage a servi comme deuxième outil de validation des résultats. Les différentes cartes ont été ramenées à la même échelle afin de les intégrer et les superposer dans un SIG.

La matrice de confusion permet de calculer deux types d'erreur : l'erreur de commission ou celle de l'utilisateur, et l'erreur d'omission ou celle du producteur. La première correspond à l'affectation des pixels à une autre classe que celle fixée par l'opérateur (Story et Congalton, 1986). Quant à la deuxième, elle est le rapport entre le nombre de pixels bien classés et le nombre



total de pixels de vérification (Caloz et Collet, 2001). Pour mieux évaluer la qualité de nos résultats, nous avons calculé d'autres éléments tels que :

- L'exactitude globale qui représente le rapport entre le nombre total de pixels bien classés (les éléments de la diagonale de matrice de confusion) et le nombre total de pixels de vérification (Singh, 1986);
- Le coefficient Kappa développé par Cohen (1960) utilise tous les éléments de la matrice de confusion. Il tient compte à la fois des erreurs de commission et d'omission. Ce coefficient, très populaire et largement recommandé pour l'évaluation de l'exactitude d'une méthode de classification (Congalton et Mead, 1983; Congalton, 1991; Marceau *et al.*, 1991), se calcule par l'équation suivante :

$$\hat{K} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} * x_{+i})} \quad (3.15)$$

avec  $r$  le nombre de lignes de la matrice,  $x_{ii}$  le nombre d'observations dans la ligne  $i$  et la colonne  $i$ ,  $x_{i+}$  et  $x_{+i}$ , respectivement, le total marginal de la ligne  $i$  et de la colonne  $i$ , et  $N$  le nombre total d'observations.

À ce stade, nous avons évalué l'exactitude propre à chaque approche de classification. Pour interpréter les résultats du coefficient Kappa, nous avons utilisé une approche statistique appelée test  $Z$  qui permet de vérifier la présence d'une différence significative entre deux méthodes (Cohen, 1960). Ce test se calcule selon l'équation suivante :

$$Z = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_1^2 + \hat{\sigma}_2^2}} \quad (3.16)$$

Nous pouvons aussi calculer la variance  $\sigma^2$  du coefficient Kappa par :

$$\hat{\sigma}^2(\hat{K}) = \frac{1}{N} \frac{\alpha_1(1 - \alpha_1)}{(1 - \alpha_2)^2} + \frac{2(1 - \alpha_1)(2\alpha_1\alpha_2 - \omega_1)}{(1 - \alpha_2)^3} + \frac{(1 - \alpha_1)^2(\omega_2 - 4\alpha_2^2)}{(1 - \alpha_2)^4} \quad (3.17)$$

avec :

$$\omega_1 = \sum_{i=1}^r x_{ii}(x_{i+}x_{+i}), \omega_2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r x_{ij}(x_{+j}x_{j+}), \alpha_1 = \sum_{i=1}^r x_{ii}, \alpha_2 = \sum_{i=1}^r x_{i+}x_{+i}, x_{ij} = \frac{x_{i+}x_{+i}}{N}$$

Théoriquement, la distribution du coefficient Kappa est normale ainsi que celle du Z (Congalton et Mead, 1983). Avec un degré de confiance de 95%, nous considérons deux approches significativement différentes si et seulement si le test Z est supérieur à 1,96.

Par ailleurs, nous tenons à signaler que les différents paramètres et coefficients ont été calculés après un traitement de post-classification. Il s'agit de l'application d'un filtrage modal avec une fenêtre de 3x3 afin d'obtenir des classes homogènes et de limiter la présence des pixels isolés. Toutefois, il faut noter que nous avons utilisé les mêmes réalités de terrain pour les différentes méthodes.

### 3.7. Conclusion sur la méthodologie utilisée

La présentation des caractéristiques principales de la zone d'étude montre une diversité lithologique et édaphique caractérisée par une présence des marnes et une teneur de la fraction argileuse relativement élevée. Le bassin est caractérisé par un climat méditerranéen subhumide et une activité anthropique prononcée. Au regard de ces considérations, il découle que le bassin Saboun se caractérise par une hétérogénéité de l'état de surface expliquant en partie le grand risque de dégradation des sols. L'étude des phénomènes de dégradation du sol nécessite la caractérisation des propriétés de la surface. Cet aspect sera traité en partie dans le prochain chapitre, afin de comprendre la relation entre les propriétés de surface des sols et leur dynamique avec les données image.

## **Partie 3**

# **Application et Résultats**

**Chapitre 4:** Caractérisation de la surface du sol et de sa dynamique avec les données télédétectées

**Chapitre 5:** Identification des différents niveaux de dégradation du sol

**Chapitre 6:** Modélisation de la dégradation du sol à travers un RN à rétropropagation

**Chapitre 7:** Analyse et discussion des résultats

**Chapitre 8:** Proposition d'un plan d'aménagement



## Chapitre 4

# Caractérisation de la surface du sol et de sa dynamique avec les données télédétectées

### 4.1. Introduction

Il apparaît évident que la compréhension du comportement spectral de la surface du sol passe par l'étude de la variabilité et de la distribution spatiale des caractéristiques physico-chimiques des sols. Dans le présent chapitre, nous nous intéressons aux variables permanentes de l'horizon de surface. En premier lieu, nous avons réalisé par krigeage une cartographie de différentes variables mesurées et dans, un deuxième temps, nous avons procédé à la détermination de la fraction argileuse de l'horizon de surface à partir des données de télédétection. Cette fraction constitue un paramètre intéressant à étudier et est la mieux corrélée avec les autres variables telles que la capacité d'échange des cations, la matière organique, l'humidité caractéristique et l'infiltration, etc.

## 4.2. Variabilité spatiale des caractéristiques physico-chimiques des sols

Le tableau 4.1 présente le résultat de l'analyse statistique descriptive des échantillons pris sur le terrain. En se basant sur les travaux de Vauclin (1982), les différentes caractéristiques ont un coefficient de variation compris entre 15 et 48 %. La matière organique est caractérisée par un C.V. de l'ordre de 15 %. Quant aux variables, elles s'ajustent parfaitement à la loi log-normale. Dans le cas de la matière organique, nous avons adopté un changement de variables pour éviter une valeur comprise entre 0 et 1.

**Tableau 4. 1.** Statistiques des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface

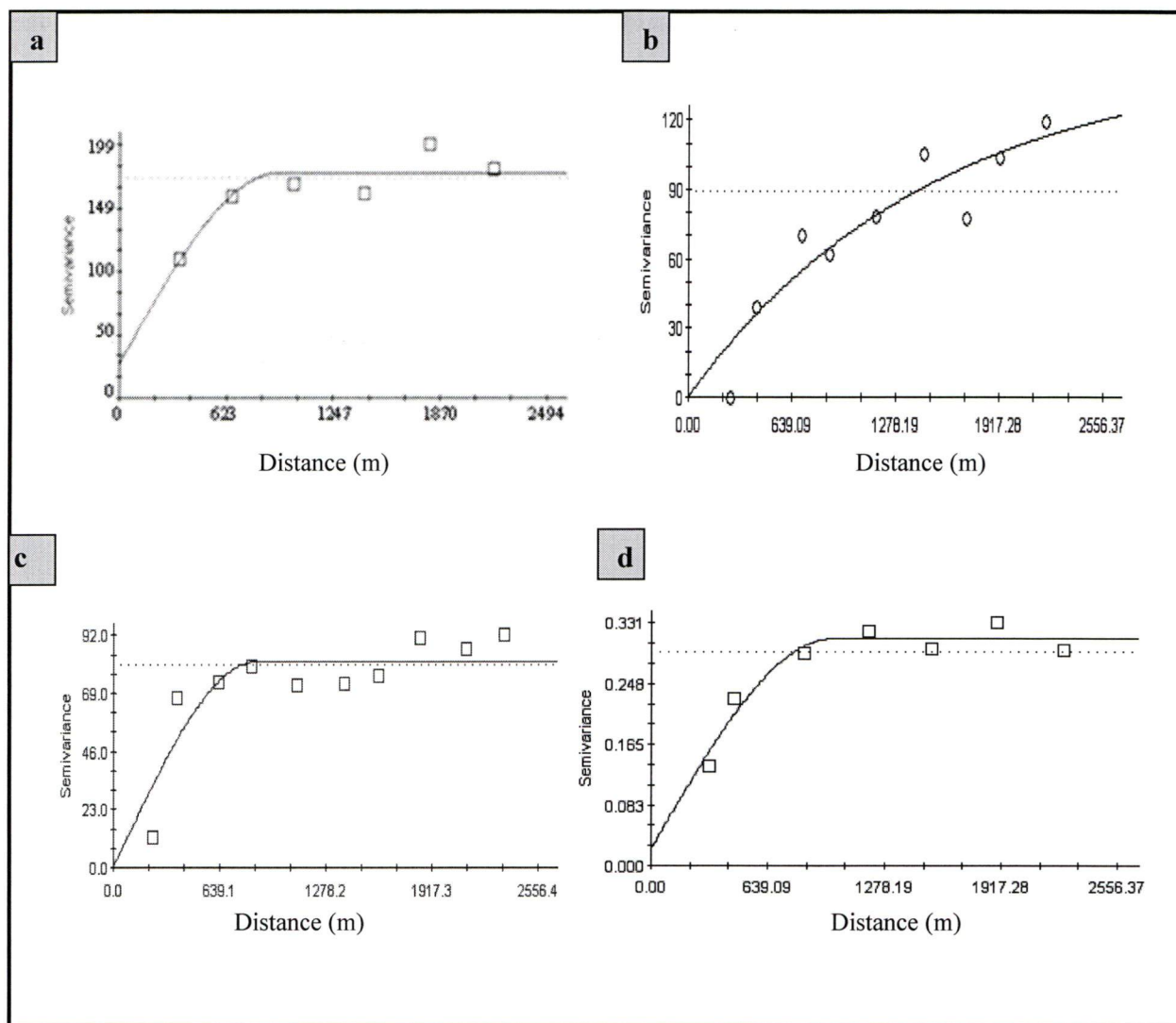
Paramètre	Moyenne	Écart type	Variance	Coefficient de variation (C.V.)	Taille de l'échantillon	Loi de distribution
<b>Argile</b>	33,32	13,54	183,40	40 %	60	Log Normale
<b>Limon</b>	48,12	12,67	160,05	26 %	60	Log Normale
<b>Sable</b>	18,61	8,96	80,21	48 %	60	Log Normale
<b>MO</b>	2,06	0,57	0,32	15 %	60	Log Normale (1+X)

Nous avons constaté que les différentes variables ont une distribution unimodale. Le tableau 4.2 présente les résultats de l'étude de corrélation des variables des sols entre elles. L'analyse du tableau montre une corrélation relativement élevée mais négative entre l'argile et le limon, avec un coefficient de corrélation de l'ordre de -0,76.

**Tableau 4. 2.** Matrice de corrélation (r) des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface

	<b>Limon</b>	<b>Sable</b>	<b>Argile</b>	<b>MO</b>
<b>Limon</b>	<b>1,00</b>	0,26	-0,76	0,07
<b>Sable</b>	0,26	<b>1,00</b>	0,41	0,02
<b>Argile</b>	-0,76	0,41	<b>1,00</b>	0,06
<b>MO</b>	0,07	0,02	0,06	<b>1,00</b>

Les semi-variogrammes calculés pour l'interpolation des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface sont présentés dans la figure 4.1. Le modèle sphérique est bien ajusté sur la majorité des semi-variogrammes expérimentaux, sauf dans le cas du limon. Ce dernier a un semi-variogramme de type exponentiel.



**Figure 4. 1.** Semi-variogrammes expérimentaux et modèles ajustés en ligne pour les différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface : a) argile b) limon c) sable d) matière organique

Les paramètres des semi-variogrammes théoriques de type isotrope sont présentés dans le tableau 4.3. Dans le cas de l'argile, le modèle atteint un palier à la portée de 922 m. Ce qui signifie qu'au-delà de cette distance, les valeurs du taux d'argile deviennent indépendantes. La



connaissance de cette distance est intéressante dans le sens qu'elle nous permet d'établir une norme de caractérisation granulométrique des sols du bassin. Ainsi, lors d'opérations ultérieures de caractérisation, il serait inutile de prélever des échantillons à une distance de moins de 922 m. Ce seuil explique une autocorrélation des sites de prélèvement d'échantillons au-delà de cette distance. Le modèle présente un effet de pépité de l'ordre de 26,8 % qui explique la variation à courte échelle: erreurs de localisation et erreurs d'analyse lors du protocole expérimental. Il est possible de faire la même analyse pour les autres caractéristiques.

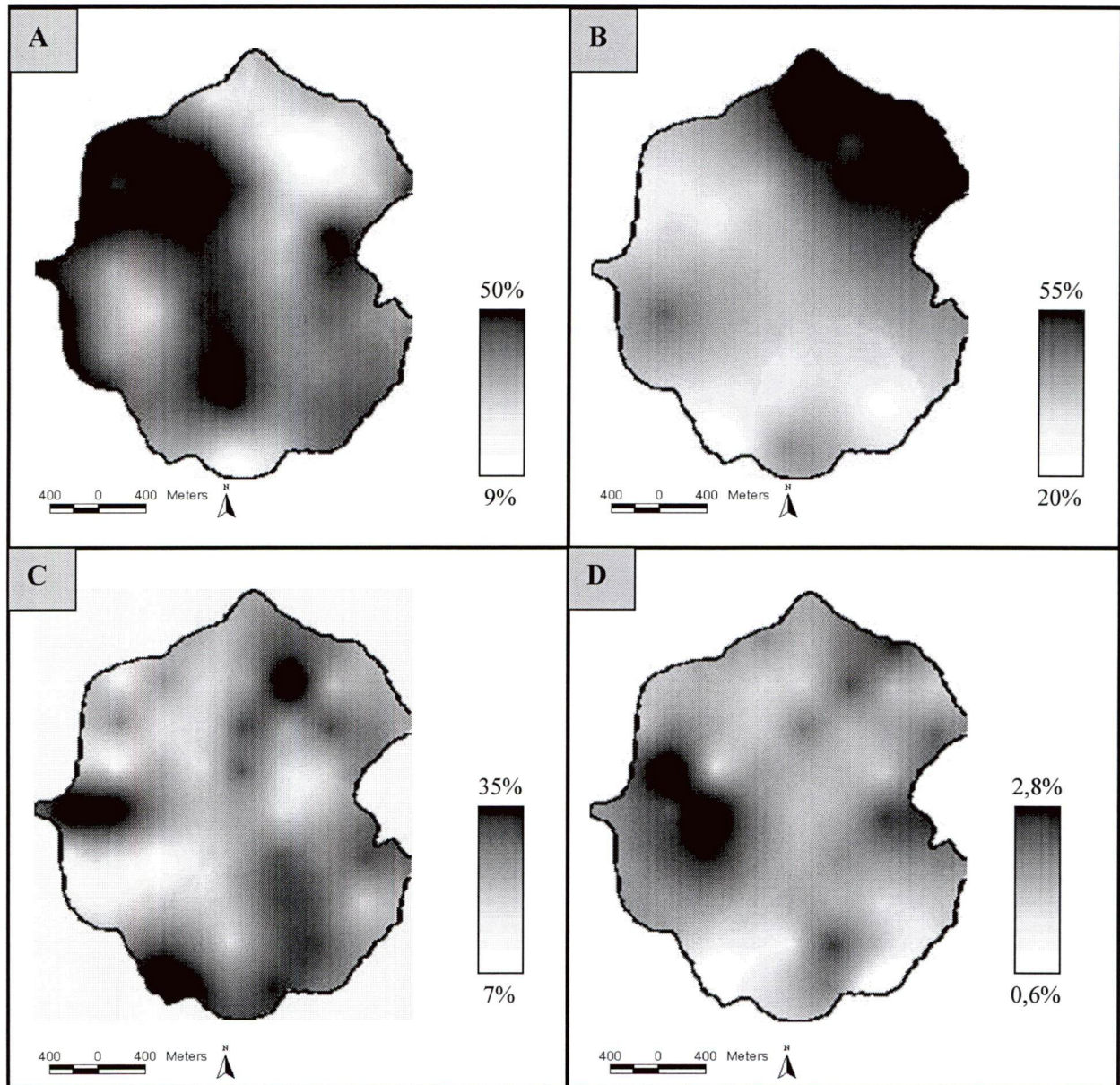
**Tableau 4. 3.** Paramètres des semi-variogrammes des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface

Paramètre	Effet pépité	Palier	Portée	Modèle
<b>Argile</b>	26,8	177	922	Sphérique
<b>Limon</b>	0,20	1494	1494	Exponentiel
<b>Sable</b>	1	81,50	861	Sphérique
<b>MO</b>	0,02	0,30	989	Sphérique

À partir de ces paramètres, nous avons réalisé l'interpolation par krigeage. L'évaluation est basée sur la validation croisée<sup>†</sup> qui ne permet pas de déterminer la fiabilité de l'interpolation, mais plutôt une évaluation qualitative (Isaaks et Srivastava, 1989).

La figure 4.2 présente les différentes cartes issues de l'interpolation par krigeage. Dans le cas de l'argile, l'analyse de la carte résultante montre qu'un taux d'argile élevé est associé à la classe pédologique des parvertisols. La valeur élevée des sols peu évolués du tableau 3.1 est le résultat de leur situation topographique limitée aux sédiments exposés du lac de barrage.

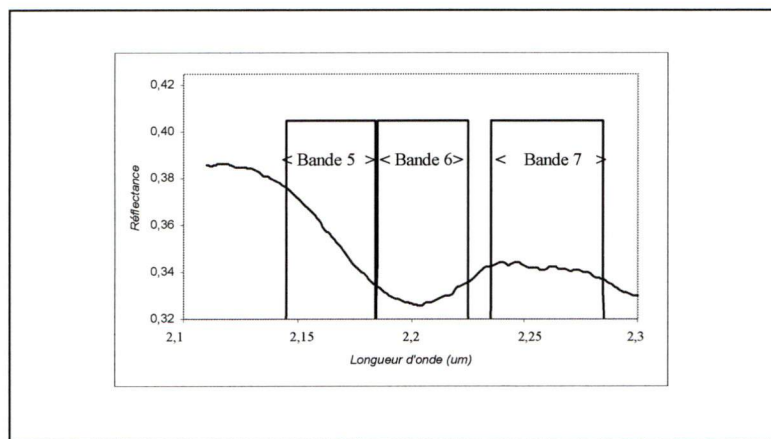
<sup>†</sup> Divisé l'échantillon en deux parties. La première sert pour le calcul et la deuxième pour l'évaluation du résultat.



**Figure 4. 2.** Cartes thématiques des différentes caractéristiques physico-chimiques de l'horizon de surface : A) argile, B) limon, C) sable et D) MO

### 4.3. Étude de la relation entre la fraction argileuse et les données de télédétection

Les indices spectraux sont des variables numériques calculées à partir des valeurs observées dans plusieurs bandes spectrales en vue de caractériser un phénomène à étudier. L'intérêt de ces indices réside dans l'aide à l'interprétation des images et des données de télédétection (Bannari *et al.*, 1998). Dans ce contexte, nous avons calculé une série d'indices basée sur la combinaison des bandes 5, 6 et 7 de l'image ASTER. Ce choix de bandes est justifié par la présence du pic d'absorption à la longueur d'onde de 2,20  $\mu\text{m}$  caractérisant la présence des minéraux argileux (Chikhaoui *et al.*, 2001; Forest, 1996; Galvão et Vitorello, 1995). La figure 4.3 illustre les bandes ASTER par rapport au pic d'absorption des minéraux argileux. La définition de ces indices a été appliquée aux données spectroradiométriques issues de l'ASD.



**Figure 4. 3.** Spectre partiel d'un sol du bassin et position des bandes 5, 6 et 7 du capteur ASTER

Les indices calculés sont sous forme de différence normalisée ou de rapport. Le tableau 4.4 présente les différentes combinaisons de bandes utilisées. Un filtre de type passe-bas, avec une fenêtre de taille 3x3, a été appliqué afin d'affecter la valeur moyenne au pixel central. L'application de ce filtre nous a permis de diminuer la dépendance spatiale et le bruit mis en évidence par l'analyse géostatistique (Schowengerdt, 1997).

Pour atteindre nos objectifs, nous avons procédé à une classification de l'image par la méthode du maximum de vraisemblance afin de déterminer la classe des sols nus. Consécutivement, nous



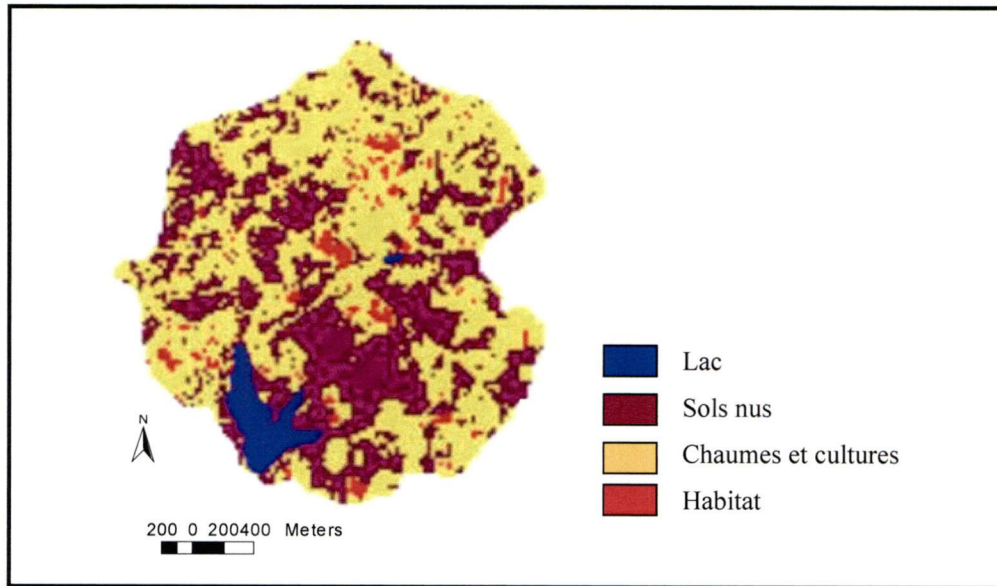
avons effectué une analyse de régression simple sur l'ensemble des indices calculés et le taux d'argile. Cette analyse nous a permis de définir l'indice spectral qui caractérise le mieux la fraction argileuse des sols du bassin. L'évaluation de la performance du modèle de régression est basée sur le coefficient de corrélation  $R^2$  et le test statistique de Fisher (F-test) pour déterminer la signification du résultat obtenu.

**Tableau 4. 4.** Indices spectraux appliqués sur les données ASTER

Indice	Formule
<b>RI<sub>6/5</sub></b>	$\frac{\text{Bande 6}}{\text{Bande 5}}$
<b>RI<sub>7/5</sub></b>	$\frac{\text{Bande 7}}{\text{Bande 5}}$
<b>RIM<sub>675</sub></b>	$\text{Bande 6} * \frac{\text{Bande 7}}{\text{Bande 5}}$
<b>NDI<sub>56</sub></b>	$\frac{\text{Bande 5} - \text{Bande 6}}{\text{Bande 5} + \text{Bande 6}}$
<b>NDI<sub>57</sub></b>	$\frac{\text{Bande 5} - \text{Bande 7}}{\text{Bande 5} + \text{Bande 7}}$
<b>RD<sub>576</sub></b>	$\frac{\text{Bande 5} - \text{Bande 7}}{\text{Bande 6}}$
<b>RD<sub>567</sub></b>	$\frac{\text{Bande 5} - \text{Bande 6}}{\text{Bande 7}}$
<b>B<sub>6</sub></b>	Bande 6

La figure 4.4 représente la carte des sols nus du bassin, obtenue par classification dirigée à l'aide du maximum de vraisemblance en utilisant les bandes du visible et du proche infrarouge. La carte d'occupation du sol résultante comporte 4 classes : eau, habitat, jachère et sols nus. L'analyse quantitative du résultat, basée sur la matrice de confusion, montre une précision globale de 84 % ou un Kappa de l'ordre de 0,82.

À partir de la carte d'occupation du sol, nous avons échantillonné 100 points dans les unités représentant les sols nus, ceci sur l'ensemble du bassin. Cet échantillonnage a été guidé par la carte pédologique afin d'assurer une hétérogénéité et des classes texturales différentes. L'ensemble de points déterminé nous a permis d'établir une corrélation entre les indices spectraux calculés et la fraction argileuse.



**Figure 4. 4.** Carte d'occupation du sol du bassin de Saboun

#### 4.3.1. Corrélation entre les données de télédétection et la fraction argileuse

Dans un premier temps, les indices spectraux calculés à partir des bandes simulées du capteur ASTER nous ont permis d'établir des régressions simples. Ces dernières permettent de définir un modèle pour déterminer le taux d'argile contenu dans l'horizon de surface des sols de notre bassin. L'examen des coefficients de détermination, dans le tableau 4.5, montre que l'indice  $NDI_{56}$  indique bien le taux d'argile avec un  $R^2$  de l'ordre de 0,74 et une erreur standard de prédiction (SEP) de 4,4 % selon Ben-Dor et Banin (1994).

$$SEP = \sqrt{\frac{\sum (\text{Arg}_{\text{mesuré}} - \text{Arg}_{\text{estimé}})^2}{(N - 1)}}$$

$\text{Arg}_{\text{mesuré}}$ : taux d'argile mesuré,  $\text{Arg}_{\text{estimé}}$ : taux d'argile estimé et N: taille d'échantillon

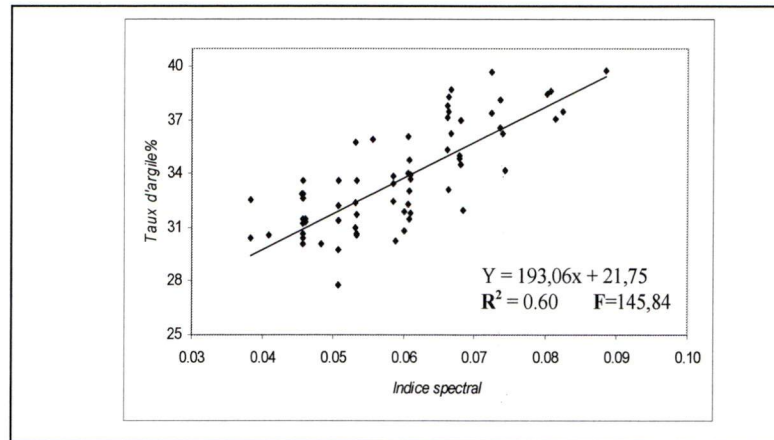
L'estimation du taux d'argile à partir de la bande 6 seulement ne donne pas de bons résultats. Dans une seconde étape, nous avons appliqué les indices spectraux aux données image. Afin de mettre en évidence l'indice spectral qui caractérise le mieux le taux d'argile, une corrélation linéaire est effectuée. Parmi les indices calculés, le  $NDI_{56}$  et  $NDI_{57}$  présentent une bonne corrélation avec la fraction argileuse de l'horizon de surface. Le tableau 4.6 présente les valeurs de  $R^2$ . Ce résultat montre que la combinaison des bandes 5 et 6 permet une meilleure estimation du taux d'argile. Le coefficient de détermination est de l'ordre de 0,60 (figure 4.5) et l'erreur standard de prédiction, de 6,7 %. Le test statistique de Fisher montre que la corrélation est significative à  $P < 0,001$ . La figure 4.5 montre que l'indice  $NDI_{56}$  a une valeur élevée pour les sols argileux.

**Tableau 4. 5.** Corrélation entre les indices spectraux (bandes simulées) et le taux d'argile, \* : significatif à une probabilité de 0,001

Indice	$R^2$	Modèle	N
$RI_{6/5}$	0,11	$Arg\% = -91,77 \text{ Ind} + 126,56$	14
$RI_{7/5}$	0,13	$Arg\% = -114,81 \text{ Ind} + 148,7$	14
$RIM_{675}$	0,34	$Arg\% = -18,13 \text{ Ind} + 43,80$	14
$NDI_{56}$	0,74*	$Arg\% = 22,19 \text{ Ind} + 46,30$	14
$NDI_{57}$	0,39	$Arg\% = -17,97 \text{ Ind} + 44,99$	14
$RD_{576}$	0,19	$Arg\% = 102,26 \text{ Ind} + 34,23$	14
$RD_{567}$	0,13	$Arg\% = -204,7 \text{ Ind} + 43,91$	14
$B_6$	0,34	$Arg\% = 17,51 \text{ Ind} + 43,87$	14

Le résultat de notre étude s'explique par le fait que les deux bandes utilisées couvrent le pic d'absorption qui caractérise la présence des minéraux argileux (figure 4.3). Ce résultat est intéressant comparativement aux études similaires menées au sud de l'Espagne par Forest (1996) avec les données du TM7 et par Mané (1999), dans la vallée du fleuve Sénégal, en utilisant les données Cimel. Dans les meilleures conditions, ils ont obtenu respectivement des coefficients de corrélation de l'ordre de -0,123 et 0,7 entre les taux d'argile et les bandes Landsat et SPOT.





**Figure 4. 5.** Corrélation entre l'indice spectral NDI56 et la fraction argileuse

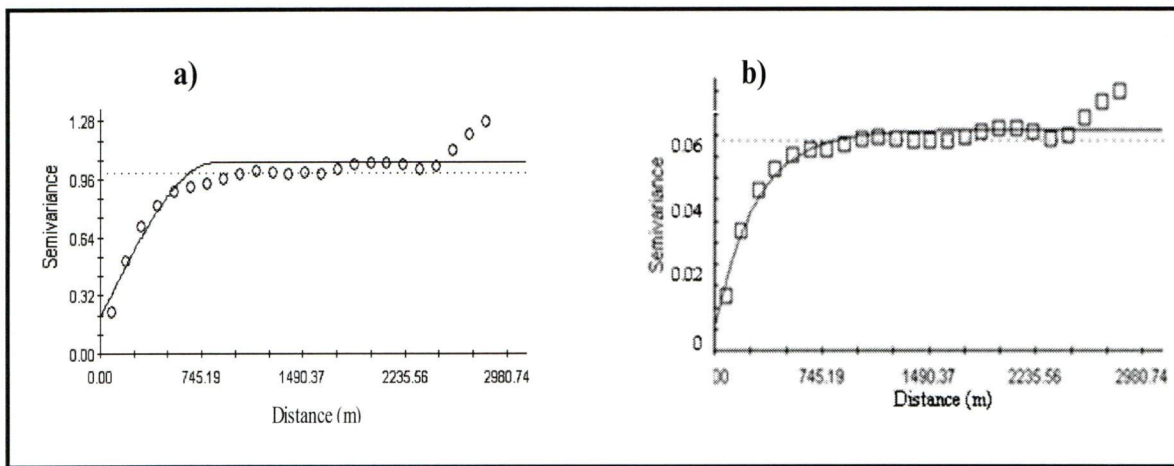
**Tableau 4. 6.** Corrélation entre les indices spectraux (image) et le taux d'argile

Indice	R <sup>2</sup>	Modèle	N
RI <sub>6/5</sub>	NS	-	100
RI <sub>7/5</sub>	NS	-	100
RIM <sub>675</sub>	0,19	Arg% = -34,61 Ind + 36,06	100
NDI <sub>56</sub>	0,60*	Arg% = 193,06 Ind + 21,75	100
NDI <sub>57</sub>	0,42	Arg% = 164,57 Ind + 20,66	100
RD <sub>576</sub>	0,37	Arg% = -447,03 Ind + 74,31	100
RD <sub>567</sub>	0,31	Arg% = -78,70 Ind + 21,56	100
B <sub>6</sub>	0,27	Arg% = 113,41 Ind + 14,63	100

### 4.3.2. Discussion des résultats

Dans notre cas, la comparaison des résultats obtenus montre que l'estimation du taux d'argile à partir des données spectroradiométriques est plus intéressante, si on se base sur le paramètre SEP. Cette différence s'explique par le fait que les conditions d'acquisition sont bien maîtrisées dans le cas des mesures au sol. Par ailleurs, l'échelle de mesure explique cette différence. Le radiomètre

ASD vise une cible réduite, à une faible hauteur, ce qui permet une haute sensibilité aux détails, tandis que le capteur ASTER vise une cible plus large et hétérogène. D'autres études soulèvent le problème de la dépendance spatiale des pixels. L'application de l'analyse géostatistique a mis en évidence cette dépendance spatiale exprimée par un  $R^2$  de l'ordre de 0,87. Cette dernière se traduit sur le semi-variogramme par des valeurs plus faibles aux courtes distances, autrement dit, la similitude des pixels voisins dans l'image. La figure 4.6 présente le semi-variogramme calculé d'une façon isotrope à partir des bandes 5 et 6. Ce semi-variogramme est de type sphérique. La dépendance spatiale entre les pixels est de 850 m pour la bande 5 et de 910 m pour la bande 6.



**Figure 4. 6 .** Semi-variogramme calculé à partir de la bande 5 (a) et de la bande 6 (b)

L'analyse de la structure spatiale de la fraction argileuse de l'horizon de surface a montré que le modèle atteint un palier à la portée de 920 m. Cette distance est comparable à la portée du semi-variogramme calculée à partir de la bande 6. Les semi-variogrammes associés aux bandes 5 et 6 mettent en évidence un effet de pépite. Ce dernier peut être expliqué par le bruit affectant la qualité de l'image (Atkinson, 1997).

Consécutivement, nous avons appliqué un filtre passe-bas ayant une fenêtre de 3x3 pixels, sur l'image de l'indice  $NDI_{56}$ . L'application de ce dernier a permis d'améliorer le résultat et d'obtenir un  $R^2$  de l'ordre de 0,67 et une erreur de prédiction de l'ordre de 4,7 %. Le coefficient de corrélation obtenu est considéré statistiquement significatif en se basant sur le test de Fisher. Ce résultat est prometteur et son amélioration est possible par l'application d'autres variables telles

que le modèle numérique d'altitude *MNA*, la rugosité et l'humidité du sol (Chikhaoui *et al.*, 2004c).

En résumé, quelle que soit la source des données (ASD ou ASTER), la combinaison des bandes 5 et 6 caractérise bien la fraction argileuse et permet d'estimer le taux d'argile des sols nus à partir d'un modèle linéaire simple. Nous avons bien noté que les résultats obtenus avec les données spectroradiométriques permettent une meilleure estimation du taux d'argile, mais que cette prédiction reste toujours ponctuelle, que la spatialisation du résultat peut engendrer des erreurs (Bonn, 1998) et que l'approche reste coûteuse. Dans ce contexte, l'utilisation des données du capteur ASTER est recommandée pour obtenir un taux d'argile spatialisé avec une précision intéressante. À cette fin, nous avons attribué l'acronyme NDCI (*Normalized Difference Clay Index*) comme nom pour l'indice  $NDI_{56}$ . Toutefois, l'adoption ou l'utilisation du modèle établi dans la présente étude, pour d'autres régions, nécessite une caractérisation minéralogique des argiles. Ce besoin de caractérisation s'explique par le fait que le comportement spectral des sols dépend du type d'argile et de la quantité des composantes minéralogiques (Courault et Girard, 1988).

#### 4.4. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de caractériser la variabilité spatiale des variables physico-chimiques de l'horizon de surface et d'établir ainsi une corrélation entre le taux d'argile et les données du capteur ASTER. L'utilisation des données de ce dernier apporte une information accrue pour déterminer la fraction argileuse par rapport aux données des capteurs classiques comme Landsat ou SPOT. En effet, elle permet d'améliorer les résultats obtenus, à partir des données du capteur TM, dans le cadre du projet de cartographie des sols à Settât (Maroc) en déterminant la classe des sols calcimagnésiques riches en argile (Hinse *et al.*, 1989, Merzouk, 1992).

Ce travail a aussi révélé que l'analyse géostatistique est un outil puissant pour l'analyse des données image et la mise en évidence de la dépendance et de l'organisation spatiale de ce type de données, ainsi que de la dynamique de la surface du sol et des données image. Les résultats obtenus serviront en partie à la validation et à l'évaluation des approches adoptées dans le chapitre suivant afin de caractériser les niveaux de dégradation des sols de notre bassin.



## Chapitre 5

# Identification des différents niveaux de dégradation du sol

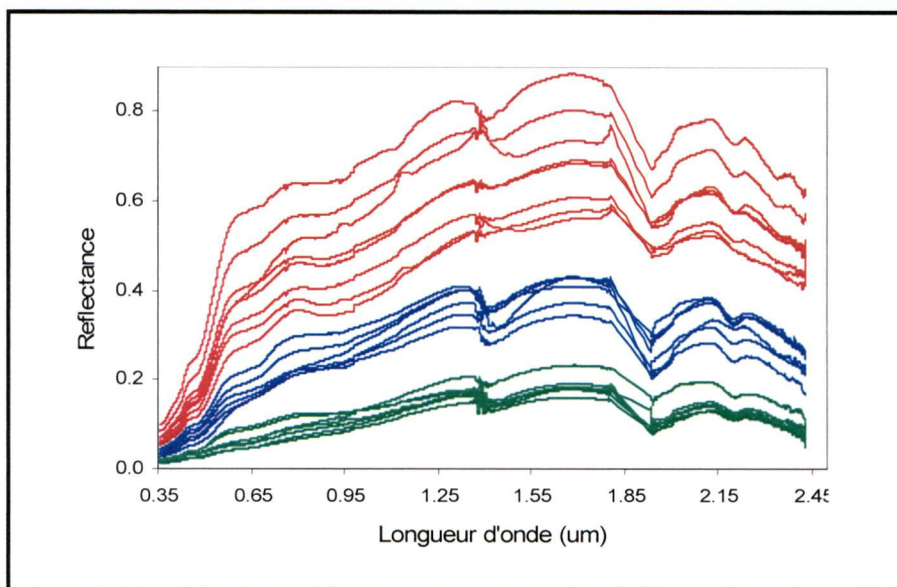
### 5.1. Introduction

Le chapitre précédent nous a permis de caractériser la surface du sol afin de comprendre le comportement spectral de l'état de surface. Ce comportement dépend à la fois de la composition physico-chimique du sol et de son état de dégradation (voir chapitre 2 et 3). Le présent chapitre met l'accent sur la discrimination des niveaux de dégradation du sol à l'aide de données de télédétection. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé dans un premier temps les données spectroradiométriques de terrain pour appréhender la relation de synergie entre les propriétés spectrales des sols et leur état de dégradation. Pour mieux étudier cette relation, nous avons adopté l'approche statistique multivariée et l'utilisation des indices spectraux. Dans un second temps, nous avons mis à profit les résultats obtenus par l'utilisation des données image au moyen de la méthode SAM et de celle du démixage spectral.

## 5.2. Analyse statistique des données spectroradiométriques

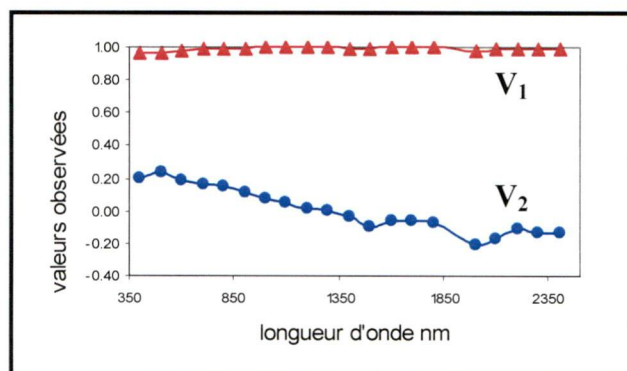
Les spectres des sols nus sont caractérisés par une croissance progressive de la réflectance lorsque la longueur d'onde augmente. La figure 5.1 montre que les sols du bassin Saboun peuvent être classés en trois types :

1. Les sols légèrement dégradés qui se distinguent par une réflectance faible, avec une bande d'absorption des argiles prononcée.
2. Les sols fortement dégradés, caractérisés par des spectres de réflectance relativement élevé avec une pente spectrale entre VIS-PIR plus forte que celle des sols légèrement dégradés. Cette différence peut s'expliquer par la faible teneur en matière organique.
3. Les sols modérément dégradés se situant entre les deux précédentes classes. Nous constatons également que les sols fortement et modérément dégradés se caractérisent par un pic d'absorption autour de 2,30  $\mu\text{m}$ . Ce pic est dû à la présence du calcaire et des carbonates.



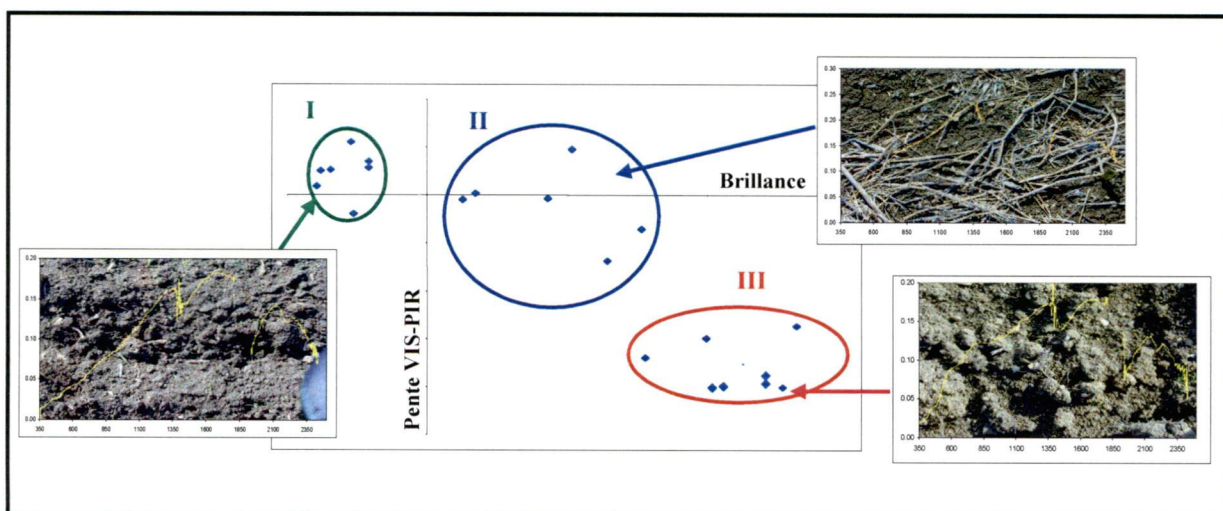
**Figure 5. 1.** Spectres de réflectance des sols du bassin Saboun: sols légèrement dégradés en vert, modérément dégradés en bleu et fortement dégradés en rouge .

Par la suite, l'application de l'ACP sur la base des données spectrales a permis de réduire le nombre de variables. En effet, les deux premières composantes expriment 92 % de la variation. L'analyse de la matrice de corrélation formée par les dix-neuf points de 22 spectres a permis de déterminer les vecteurs propres (Figure 5.2). La première composante principale présente 83,2 % de la variation totale et explique de fait la brillance du sol. La deuxième composante principale explique la pente spectrale entre VIS-PIR et représente 8,8 % de la variation totale.



**Figure 5. 2.** Vecteurs propres liés à la CP<sub>1</sub> et CP<sub>2</sub>, dérivés de 19 longueurs d'ondes

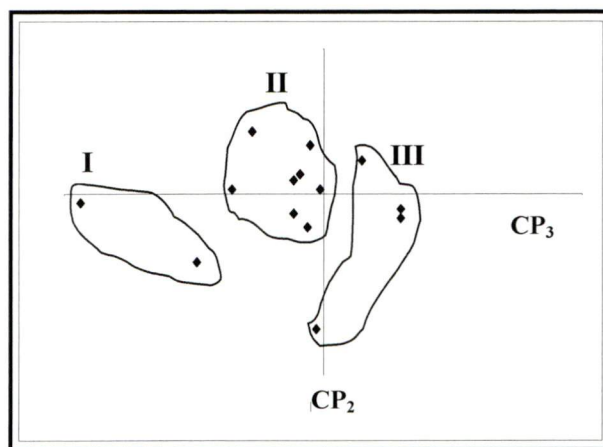
Les coordonnées relatives au plan orthogonal (CP<sub>1</sub>, CP<sub>2</sub>) des vingt-deux mesures ont été adoptées pour réaliser la classification. L'analyse par la moyenne mobile (*K-means*) comme méthode de classification a permis de discriminer trois classes de niveau de dégradation (figure 5.3). Les résultats de cette classification sont fortement fonction des caractéristiques physico-chimiques des échantillons de sol et de leur état de dégradation (Chikhaoui *et al.*, 2001).



**Figure 5. 3.** Coordonnées des 22 échantillons dans le plan orthogonal (CP<sub>1</sub>, CP<sub>2</sub>), I) sols légèrement dégradés, II) sols modérément dégradés et III) sols fortement dégradés



La projection des coordonnées des mesures, entre 2000 et 2400 nm, dans le plan orthogonal ( $CP_2$ ,  $CP_3$ ) de la deuxième ACP a permis de mettre en évidence les sols riches en calcaire et en argile. La figure 5.4 montre les trois classes obtenues après la réalisation de la classification. La classe I caractérise les sols riches en calcaire et en argile tandis que les sols de la classe III ont un faible pourcentage. Ce résultat montre le potentiel des bandes d'absorption à 2200 et 2300 nm dans la différenciation des types de sols et plus particulièrement, de la teneur en argile.



**Figure 5. 4.** Coordonnées des 14 échantillons (2000-2400 nm) dans le plan orthogonal ( $CP_2$ ,  $CP_3$ )

L'analyse statistique multivariée des données spectrales nous a permis de discriminer les différents niveaux de dégradation des sols et d'évaluer le potentiel des bandes d'absorption à 2200 et 2300 nm dans la différenciation des types de sols.

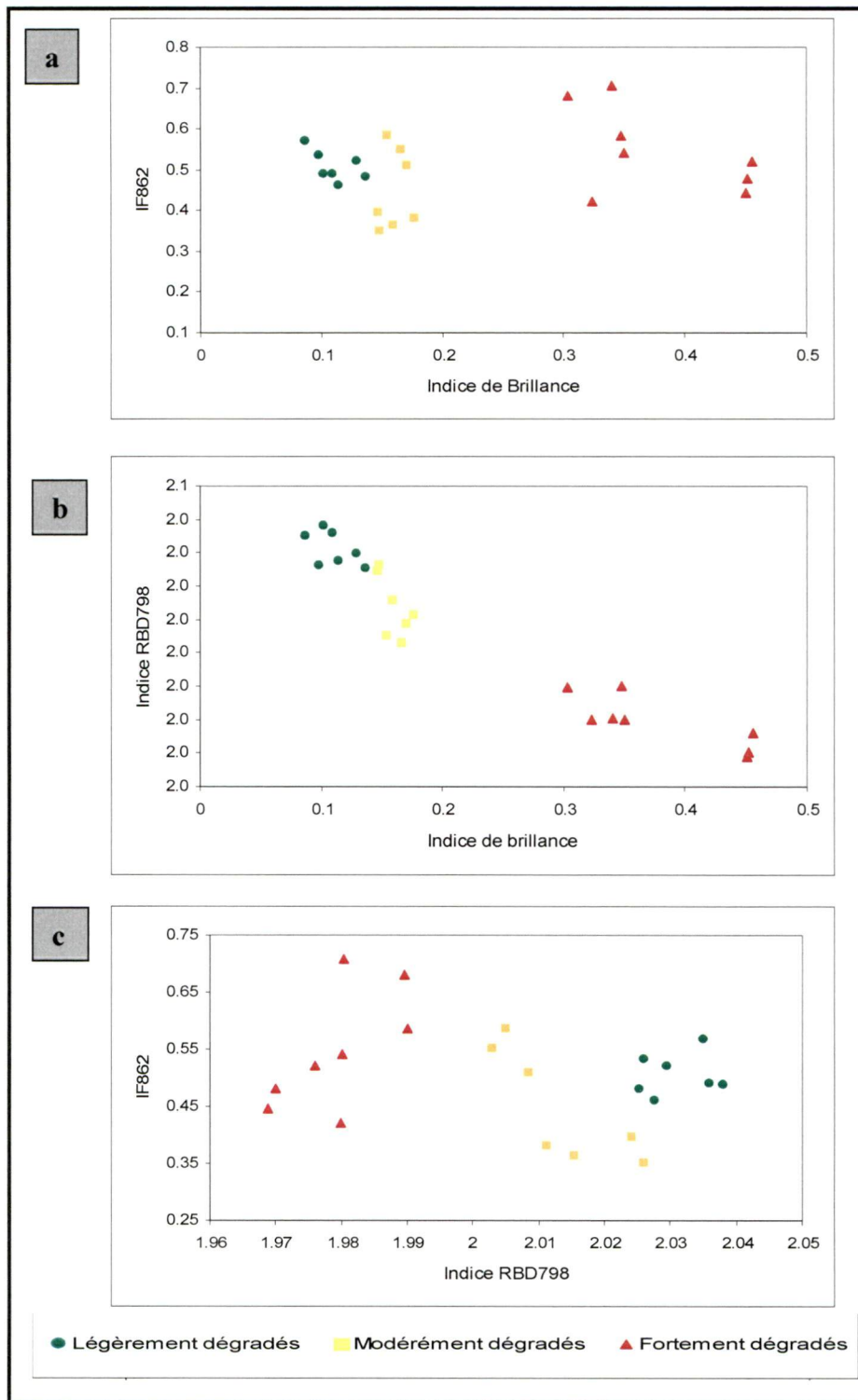
En considérant les figures 5.1 et 5.3, nous constatons une concordance entre le résultat obtenu par l'analyse statistique multivariée et celui de la description de l'allure et de la forme des spectres. Ces deux approches nous ont permis de discriminer les niveaux de dégradation des sols. Cette constatation nous amène à adopter l'approche fondée sur les indices spectraux en utilisant l'indice de forme (IF), l'indice de brillance (IB) et l'indice RBD pour étudier les conditions de surface des sols. La section suivante traite de l'évaluation de l'apport de ces indices à l'étude de la dégradation des sols.

### 5.3. Apport des indices spectraux

L'analyse statistique multivariée a démontré qu'il est possible de discriminer les niveaux de dégradation des sols en utilisant au moins deux types de variables : la brillance et la pente entre le visible et le proche infrarouge. Cela nous a amené à calculer l'indice de brillance et l'indice de forme. Ce dernier est fortement corrélé à la pente (Escadafal *et al.*, 1994). Pour mieux étudier la dégradation du sol, nous avons calculé l'indice RBD pour caractériser la présence des carbonates. Les équations de calcul de ces indices ont été présentées au troisième chapitre.

Dans un premier temps, nous avons calculé les indices spectraux à partir de données spectroradiométriques en simulant les bandes du capteur ASTER. La figure 5.5 montre que l'intégration des bandes 2, 6 et 8 du capteur ASTER dans le calcul des indices spectraux apporte plus de précision et décrit bien la réalité de terrain. La combinaison des indices IB, RBD et IF a permis une meilleure discrimination des niveaux de dégradation du sol.

La projection des indices spectraux dans le diagramme bidimensionnel (IB-IF) et celui de (RBD-IF) permettent de caractériser les différents niveaux de dégradation des sols. L'analyse de la figure 5.5 montre que chaque indice spectral a son propre comportement vis à vis du niveau de dégradation du sol. On note que l'indice de brillance varie en fonction de l'état de dégradation des sols. Les sols fortement dégradés ont un IB relativement élevé, tandis que l'inverse s'observe pour l'indice de forme IF. Cependant, l'analyse des figures 5.5 a et b montre qu'un nombre réduit de sites forme un sous-nuage caractérisé par des valeurs élevées de l'IB. Il s'agit des sols fortement réfléchissants en raison de l'affleurement de la roche mère. Par ailleurs, le comportement spectral des sols légèrement dégradés se traduit par une croissance de l'IF et de l'indice RBD.



**Figure 5. 5.** Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des mesures au sol pour les différents niveaux de dégradation des sols, a) IB-IF, b) IB-RBD et c) RBD-IF. Les chiffres associés à IF et RBD correspondent aux bandes ASTER.

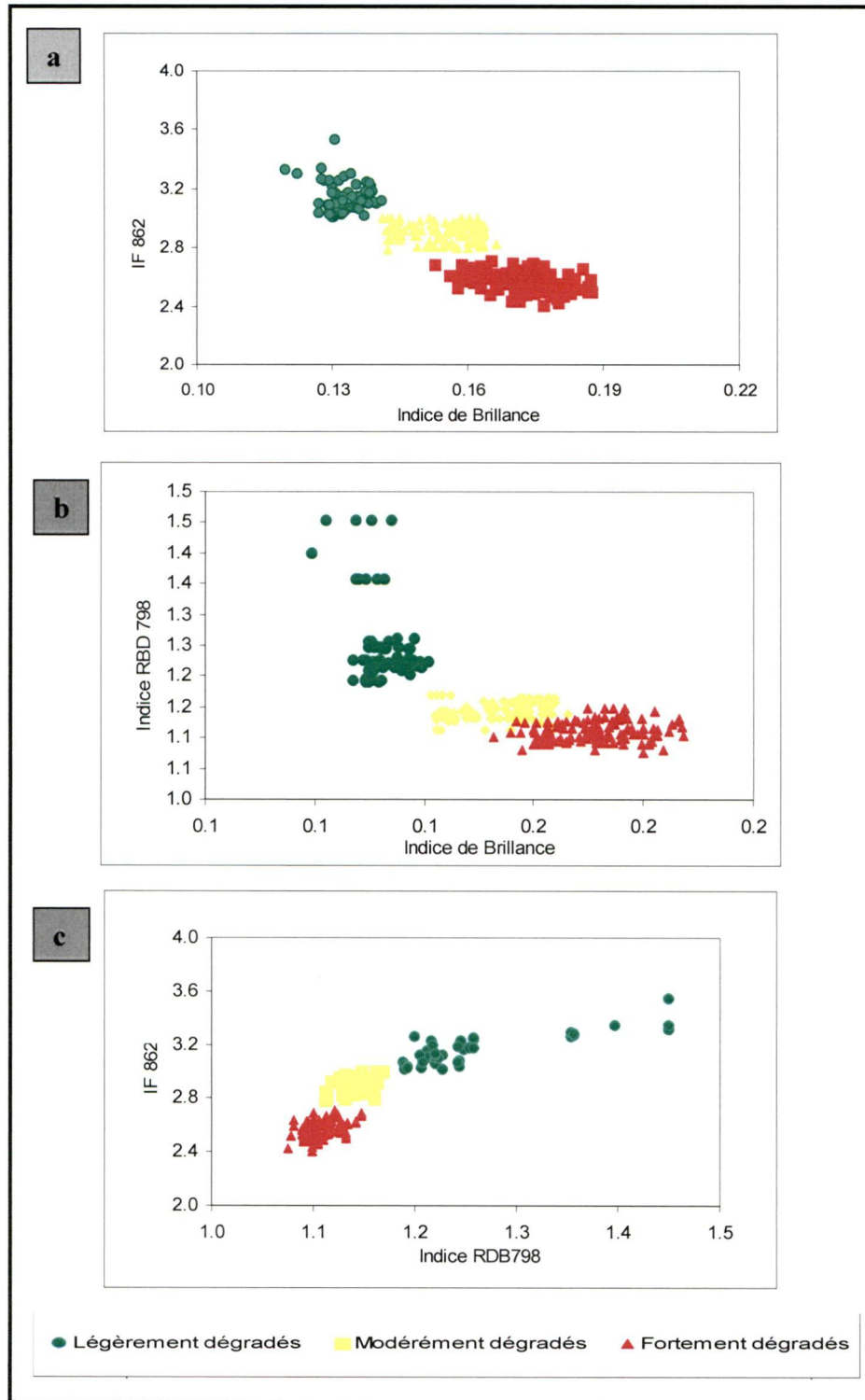


Dans une seconde étape, nous avons comme objectif de vérifier que les mêmes indices spectraux permettent d'obtenir le même résultat à partir des données image. Pour ce faire, nous avons extrait 200 signatures spectrales (pixels) correspondant aux états de dégradation du sol, semblables à celles observées sur le terrain. Cet échantillon comprend trois types : le premier représente les sols légèrement dégradés, le deuxième les sols modérément dégradés et le troisième les sols fortement dégradés. Les observations effectuées sur le terrain et le résultat de la classification des données spectroradiométriques nous ont aidé à extraire ces signatures spectrales.

La distribution des sols dans l'espace bidimensionnel IF-RBD, IF-IB et RBD-IB a permis de consolider le résultat obtenu par les données spectroradiométriques (Figure 5.6). Ces résultats montrent l'intérêt de l'utilisation de ces indices spectraux pour l'étude de la dégradation des sols, à partir de données de télédétection.

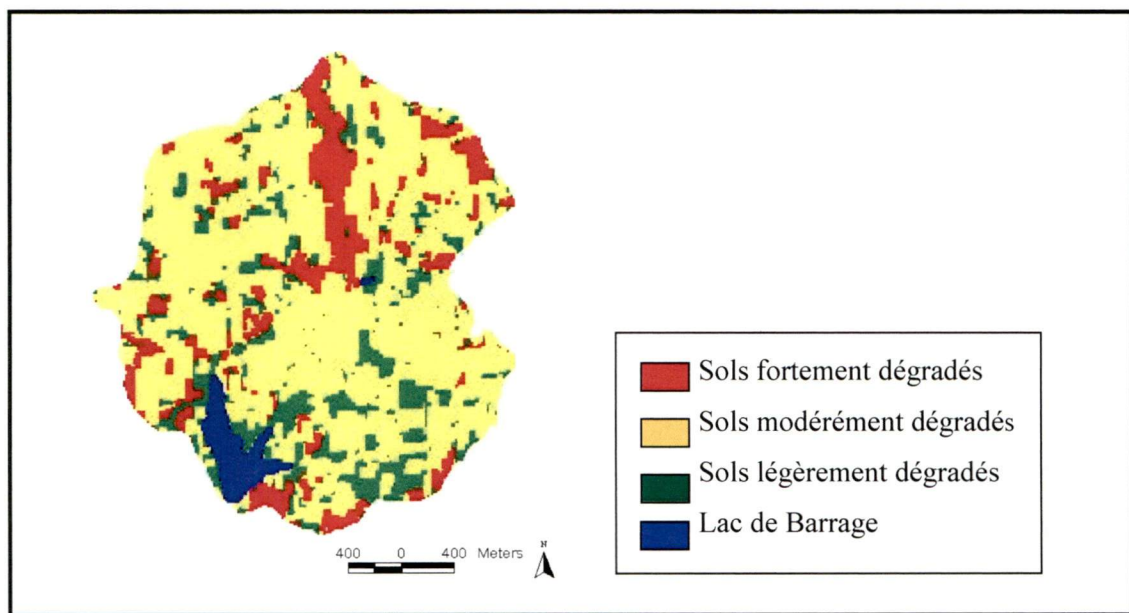
La figure 5.6 montre que le degré de discrimination des trois classes est satisfaisant. Cependant, en examinant la figure 5.6.b, nous remarquons qu'une certaine confusion existe entre les sols modérément dégradés et ceux fortement dégradés. Toutefois, l'application de l'indice RBD permet de mieux grouper et de faire la distinction entre ces deux classes. Ce contraste est moins prononcé en utilisant l'indice de brillance (figure 5.6. a et c). Cette tendance pourrait s'expliquer par le fait que cet indice est très sensible aux variations de l'état de surface associé à la rugosité (parcelle labourée), à l'existence des chaumes (saison de la moisson) et à l'humidité du sol.

Par ailleurs, dans le but d'approfondir notre analyse, nous avons calculé l'indice de séparabilité entre les différentes classes. Pour ce faire, nous nous intéressons à la mesure de la distance. Nous avons adopté la distance Jeffries-Matusita qui a l'avantage d'être pas mal utilisée en télédétection (Pratt, 1991). Le résultat de cette analyse est présenté dans Chikhaoui *et al.* (2005c).



**Figure 5. 6.** Diagramme bidimensionnel des indices spectraux calculés à partir des données ASTER pour les différents niveaux de dégradation des sols, a) IB-IF, b) IB-RBD et c) RBD-IF. Les chiffres associés à IF et RBD correspondent aux bandes ASTER.

Consécutivement, nous avons appliqué une analyse par la moyenne mobile (*K-means*). Cette dernière nous a permis de représenter les conditions de surface du bassin. Pour arriver à ces résultats, trois néocanaux représentant les trois indices calculés ont été utilisés. La figure 5.7 représente la carte résultante de la dégradation des sols de notre zone d'étude. Celle-ci comporte 4 classes : lac du barrage, sols fortement dégradés, sols modérément dégradés, sols légèrement dégradés.



**Figure 5. 7.** Carte des conditions de surface des sols déterminées par les indices spectraux

Le tableau 5.1 présente les différents éléments calculés à partir de la matrice de confusion. L'examen de ce tableau montre une exactitude globale de classification des trois classes de 83 %. Les sols fortement dégradés sont classés avec une précision satisfaisante (précision de commission et d'omission supérieures à 92 %) tandis que le degré de précision des autres classes n'atteint pas ce niveau. Ce résultat pourrait être lié à la confusion observée lors de l'analyse du diagramme bidimensionnel (figure 5.6).



**Tableau 5. 1.** Taux de précision de la classification pour la méthode des indices spectraux

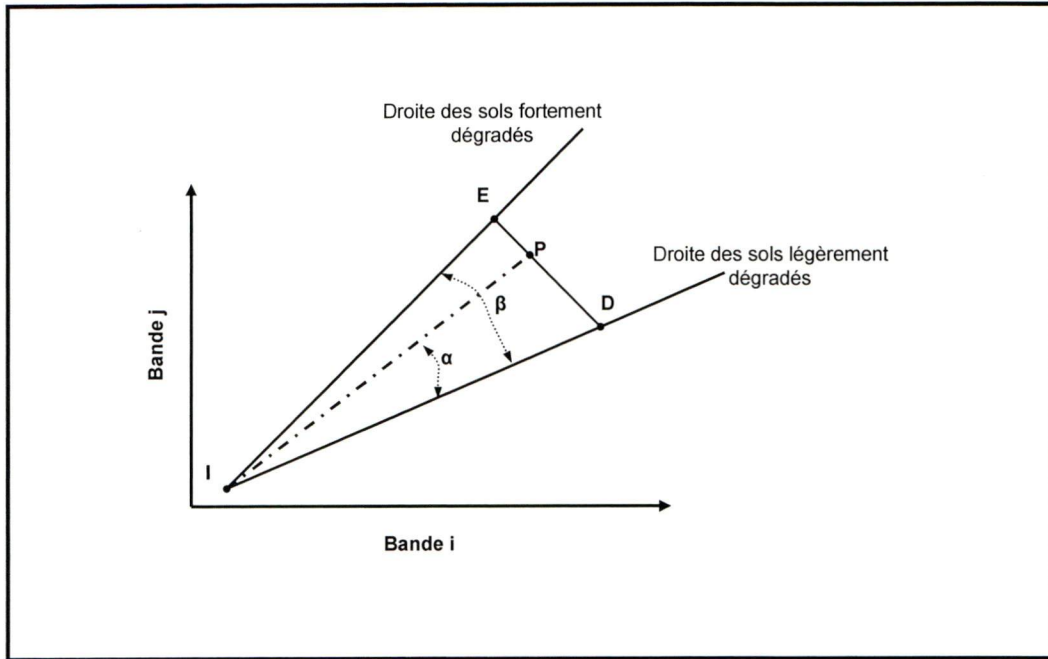
Classes	Précision d'omission	Précision de commission
Sols légèrement dégradés	0,80	0,77
Sols modérément dégradés	0,78	0,80
Sols fortement dégradés	0,92	0,92
Exactitude globale	0,83	
Coefficient Kappa	$\hat{K} = 0,75$	

## 5.4. Élaboration d'une nouvelle approche: LDI (Land Degradation Index)

### 5.4.1. Présentation de la méthode

À la lumière des résultats obtenus dans la section précédente, il apparaît clairement que l'utilisation des données du capteur ASTER nécessite l'adaptation de ces indices. Pour pallier cette limitation, une nouvelle approche a été conçue, basée sur le concept de droite des sols (Chikhaoui *et al.*, 2005a). L'exécution de cette méthode fait appel à une droite des sols nus légèrement dégradés et à une droite des sols nus fortement dégradés. La définition de ces droites nécessite une collection de points, soit à partir des pixels de l'image elle-même, soit dérivés des mesures spectrales de terrain. Cependant, l'utilisation des données de terrain exige une calibration des données image afin de produire une image de réflectance corrigée des effets atmosphériques et instrumentaux.

La nouvelle approche que nous avons développée est simple et s'inspire de l'approche de classification SAM et de l'indice CRIM (*Crop Residu Index Multiband*, Biard et Baret, 1997). Dans un plan bidimensionnel défini par deux bandes spectrales, tout point P, représentant le sol nu, se situe entre la droite des sols nus fortement dégradés et celle des sols légèrement dégradés (figure 5.8). Nous avons dénommé cette nouvelle méthode **LDI** (*Land Degradation Index*) qui ne se limite pas à un choix de bandes.



**Figure 5. 8.** Concept de l'approche LDI dans un plan bidimensionnel

Le rapport de la distance P à la droite des sols légèrement dégradés (DP), avec la distance entre la droite des sols fortement dégradés et celle des sols légèrement dégradés (DE), nous a permis d'affecter chaque point à un thème ou une classe donnée. Le calcul de la tangente des angles  $\alpha$  et  $\beta$  (figure 5.8) a permis de mesurer les distances DP et DE. Le point I correspond au point d'interception des deux droites. Le LDI peut être estimé, dans un plan bidimensionnel, par l'équation suivante :

$$LDI = \frac{DP}{DE} = \frac{tg\alpha}{tg\beta} \quad (5.1)$$

il peut l'être aussi de la façon suivante:

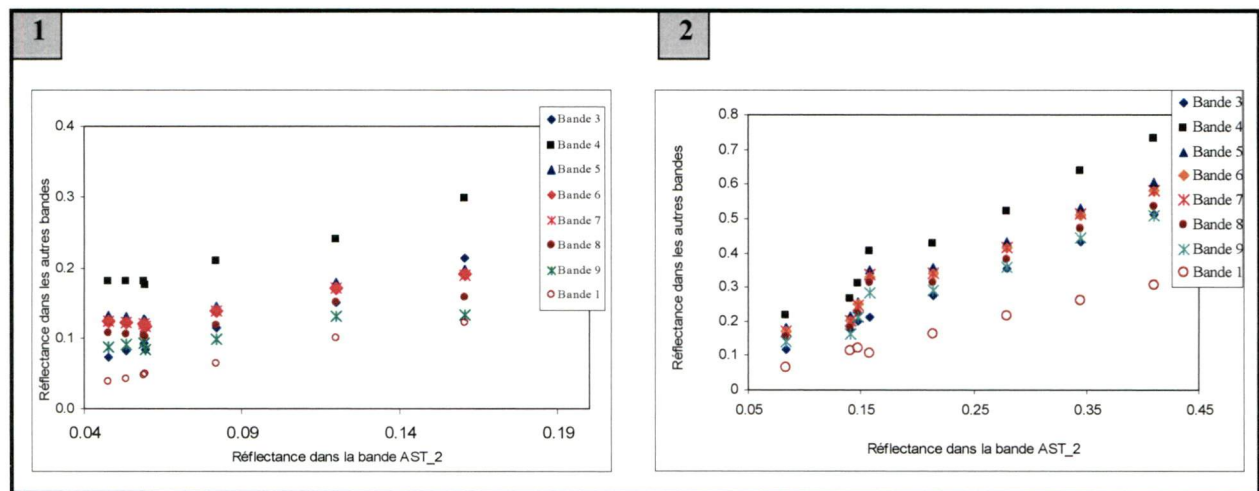
$$LDI = \frac{tg\alpha}{tg\beta} = \frac{\cos \beta}{\cos \alpha} * \sqrt{\frac{1 - \cos^2 \alpha}{1 - \cos^2 \beta}} \quad (5.2)$$

Le LDI peut être adapté à un espace n-dimensionnel, n représentant le nombre de bandes. Dans ce cas, la droite des sols fortement dégradés et celle des sols légèrement dégradés peuvent être définies en utilisant plusieurs bandes spectrales, une bande étant choisie comme référence. Dans

la présente étude nous jugeons inutile de reprendre la démonstration permettant de calculer le cosinus d'un angle défini par deux droites dans un espace n-dimensionnel; ce passage est largement développé par Biard et Baret (1997). L'algorithme qui sous-tend notre nouvel indice (LDI) a été programmé avec le logiciel Matlab.

#### 5.4.2. Apport de l'indice LDI

Le calcul de la droite des sols fortement dégradés et de celle des sols légèrement dégradés est effectué après le traitement et la classification des données spectroradiométriques (voir section 5.1). Nous arrivons ainsi à vérifier le concept de la droite des sols pour une combinaison donnée des bandes. La figure 5.9 illustre ce concept et présente la relation linéaire existante entre les différentes bandes.

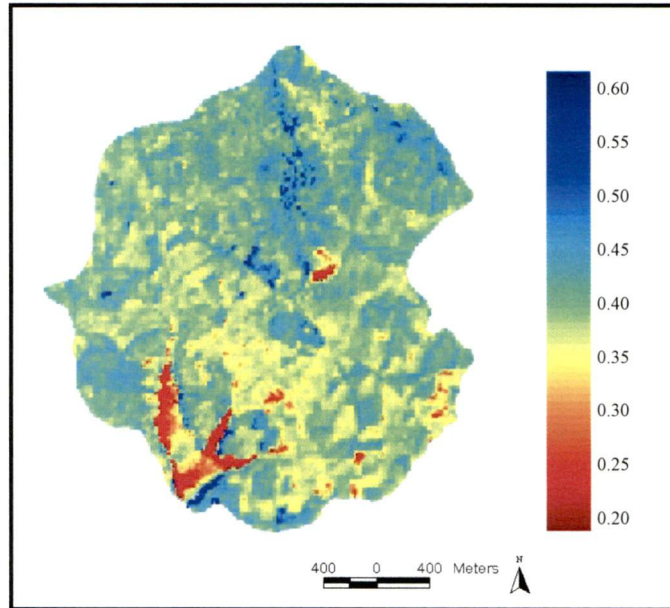


**Figure 5. 9.** 1) Droite de sols nus légèrement dégradés - 2) droite de sols nus fortement dégradés

L'examen de la figure 5.9 montre que la bande 2 (0,63-0,69  $\mu\text{m}$ ), prise comme référence, permet de respecter le concept de la droite des sols pour les différentes combinaisons. Le choix de cette bande est basé sur le principe que, pour toute combinaison de bandes spectrales, le concept de la droite des sols est vérifié et les pixels devraient se situer entre les deux droites, dans un espace spectral multidimensionnel. Autrement dit, l'indice LDI devrait avoir une valeur comprise entre 0 et 1. Par ailleurs, l'analyse de régression pour chacune de ces combinaisons a permis d'obtenir des coefficients de détermination  $R^2$  variant entre 0,96 et 0,99. Ces valeurs sont jugées



intéressantes et expliquent la pertinence d'utiliser l'ensemble des bandes. L'exécution de l'algorithme de LDI a fait appel à toutes les bandes du domaine spectral du visible, du PIR et des court et moyen infrarouges (*SWIR*).



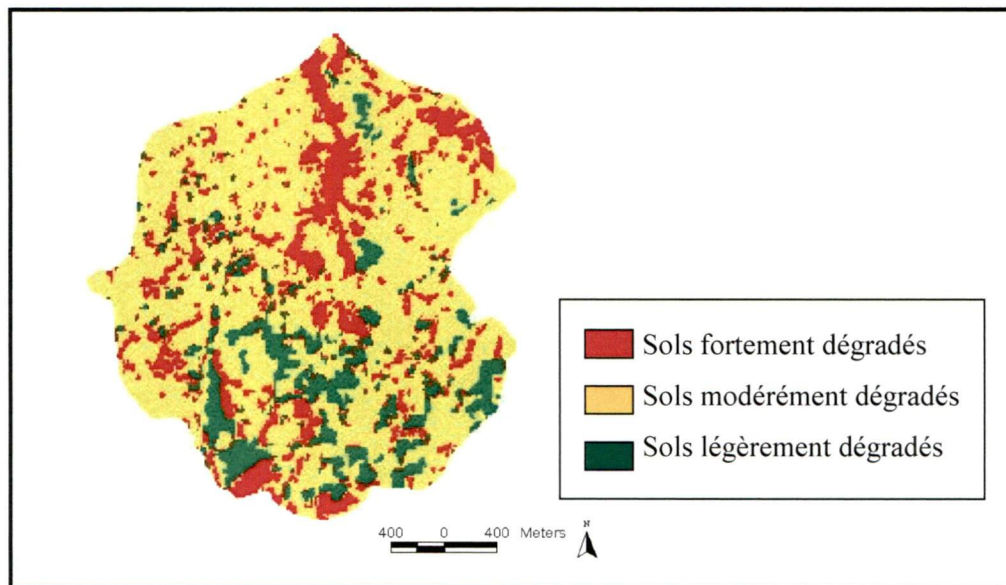
**Figure 5. 10.** Carte de l'indice LDI à partir des données ASTER

La figure 5.10 présente le résultat obtenu en utilisant l'indice LDI et nous observons une fluctuation de ce dernier entre 0,15 et 0,6. La réalisation d'un seuillage à partir de l'histogramme de l'indice LDI a permis de générer des classes distinctes correspondant aux différents niveaux de dégradation du sol. La procédure consiste à fixer un seuil au départ et de le changer à chaque itération si le résultat est non satisfaisant. Il faut noter que la qualité de ce dernier est basée sur le coefficient Kappa.

Par la suite, nous avons appliqué un filtre médian d'une fenêtre de 3x3 afin d'obtenir des classes homogènes et de réduire la présence de pixels isolés. La figure 5.11 montre le résultat de ce post-traitement et il est possible d'observer une valeur de LDI très élevée pour les sols fortement dégradés.

L'utilisation du LDI permet d'obtenir des résultats quantitatifs plus détaillés. Par le fait même, il permet de pallier la confusion qui existe au niveau de la méthode conventionnelle des indices spectraux. La combinaison des résultats du LDI avec une connaissance a priori du terrain donne

des résultats satisfaisants, avec un coefficient Kappa de l'ordre de 0,79, et reflète assez bien la réalité de ce terrain. Par ailleurs, nous avons constaté que les pixels du lac du barrage ont des valeurs comprises entre 0,15 et 0,25. Ces valeurs peuvent s'expliquer par le niveau bas de l'eau dans le barrage qui est caractérisé par un taux d'envasement relativement important pouvant atteindre 2 % en volume par année, d'après la dernière campagne de bathymétrie (UR AMBRE, 2002). Le bassin constitue un lieu de sédimentation des éléments fertiles des parcelles en amont, véhiculés par l'eau. Par ailleurs, nous constatons que la carte thématique produite par l'application de l'indice LDI y montre une dominance des sols modérément dégradés, de l'ordre de 39 %.



**Figure 5. 11.** Carte des conditions de surface des sols déterminées par l'indice LDI

Le tableau 5.2 présente le résultat de l'utilisation de l'indice LDI. Il est possible de constater une amélioration du résultat obtenu par l'approche des indices spectraux, avec une augmentation du coefficient Kappa de 4 %. Toutefois, il apparaît intéressant de mentionner qu'un coefficient de Kappa de l'ordre de 0,79 indique que l'approche est très bonne à excellente, selon Montserud et Leamans (1992). Cela signifie que l'apport de l'indice LDI a été d'augmenter l'exactitude de la classification des classes de sols légèrement et modérément dégradés. En effet, nous constatons une augmentation de la précision d'omission et de commission (table 5.2).

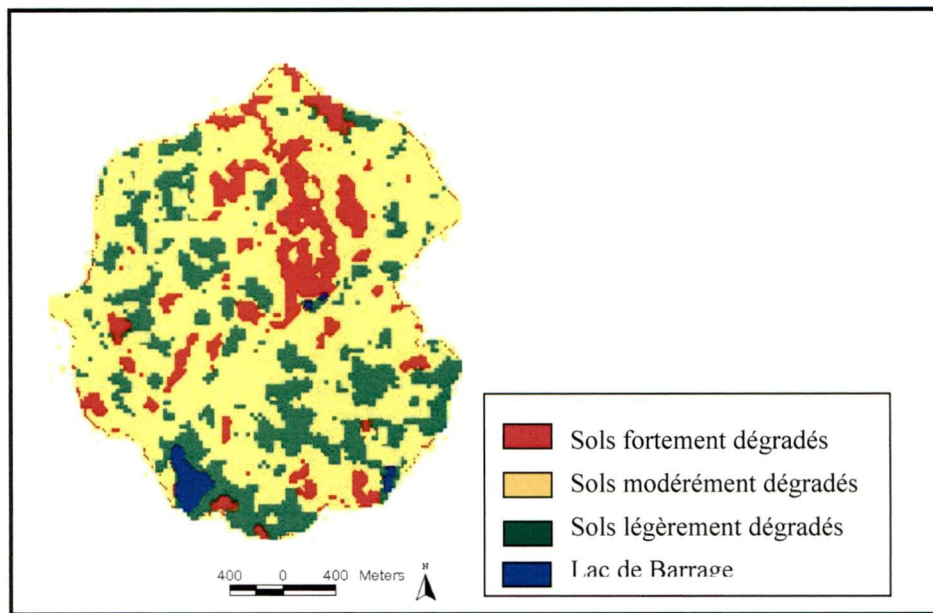
Dans le but de mettre en évidence l'apport de notre approche à l'étude de la dégradation des sols et de la valider, nous avons exécuté l'algorithme LDI à partir des données ETM+. La figure 5.12 montre le résultat obtenu. D'une manière générale, ce résultat est prometteur dans la mesure où il représente la réalité de terrain.

**Tableau 5. 2.** Taux de précision de la classification pour la méthode de LDI (ASTER)

Classes	Précisions d'omission	Précisions de commission
Sols légèrement dégradés	0,83	0,79
Sols modérément dégradés	0,83	0,85
Sols fortement dégradés	0,92	0,95
Exactitude globale	0,85	
Coefficient Kappa	$\hat{K} = 0,79$	

Nous constatons que l'application de l'indice LDI permet d'obtenir une exactitude plus intéressante que celle obtenue par la méthode des indices spectraux conventionnels à partir de données ETM+ (Chikhaoui *et al.*, 2004a). Cela démontre l'intérêt et l'apport de ce nouvel indice à la caractérisation des conditions de la surface du sol. La figure 5.12 montre que l'indice LDI définit assez bien la classe des sols fortement dégradés. Toutefois, le résultat obtenu à partir des données ETM+ permet une caractérisation des conditions de surface de notre bassin avec un taux de concordance Kappa de l'ordre de 0,57. Par ailleurs, nous avons constaté que le résultat obtenu à partir des données ASTER n'a pas pu discriminer la classe du lac du barrage. Ce résultat s'explique par l'absence de la bande bleue (Chikhaoui *et al.*, 2005b; 2005d).

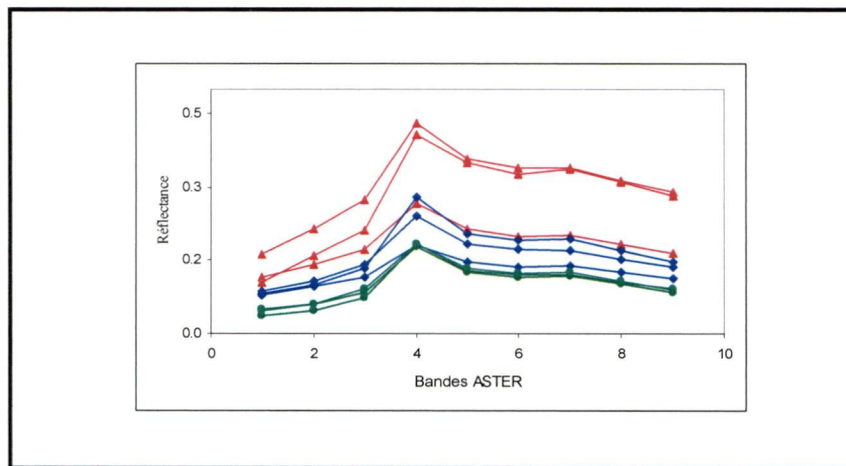




**Figure 5. 12.** Carte des conditions de surface des sols déterminées par LDI, à partir des données ETM+

## 5.5. Apport de l'approche SAM

L'exécution de cette approche nécessite des spectres de référence. Ainsi, il a fallu choisir les spectres susceptibles de représenter au mieux la réalité de terrain. Ce choix est basé essentiellement sur le résultat de l'analyse statistique des données spectroradiométriques. De ce fait, nous avons utilisé 9 signatures spectrales afin d'obtenir une modélisation optimale du terrain (figure 5.13).



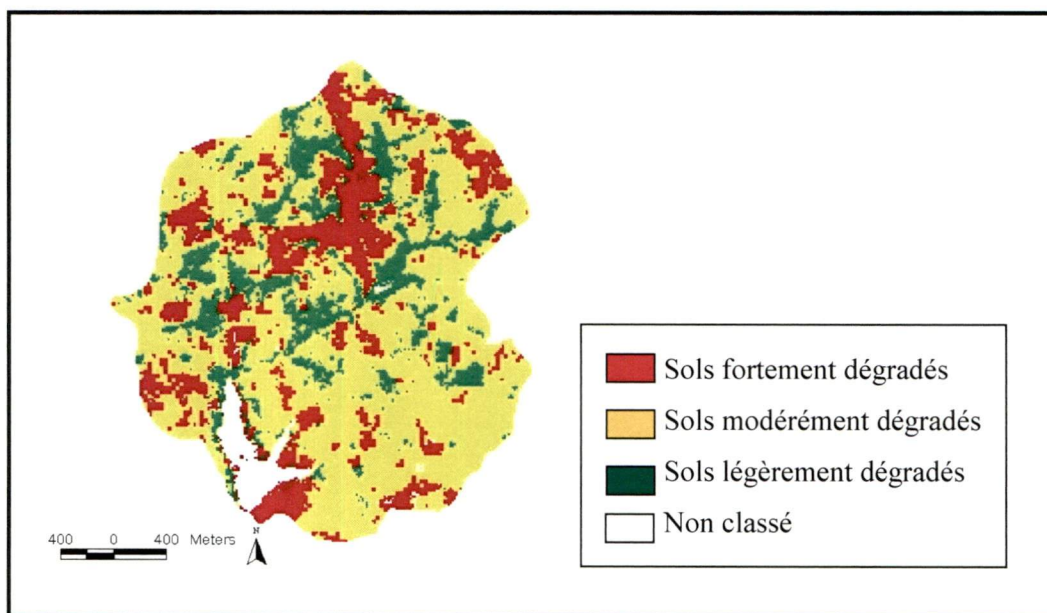
**Figure 5. 13.** Signatures prototypes utilisées pour l'exécution de l'approche SAM, sols légèrement dégradés en vert, modérément dégradés en bleu et fortement dégradés en rouge

Nous nous sommes attachés à respecter une composition comprenant trois signatures spectrales représentant chaque état de dégradation du sol (figure 5.13) : fortement dégradés, modérément dégradés et légèrement dégradés. Nous générons ainsi une image de l'angle  $\theta$  pour chaque signature spectrale de référence. À partir de ces images, nous réalisons en premier lieu une carte thématique du sol en attribuant à chaque pixel le thème qui y possède une faible valeur de  $\theta$ . Plus la valeur de  $\theta$  est faible, plus la similarité est importante. La valeur de 0,2 radians est définie comme valeur de seuillage pour l'angle maximum entre le vecteur image et le vecteur du spectre de référence. Cette valeur a permis d'obtenir plusieurs classes thématiques.

Par la suite, nous avons étudié l'état de dégradation du sol en identifiant les signatures spectrales liées aux différents niveaux de dégradation. Le regroupement des classes thématiques en une

seule classe exprimant l'état de dégradation des sols, suivant la classification des données spectroradiométriques, a permis de générer la carte thématique représentée à la figure 5.14.

L'analyse des résultats de l'approche SAM montre que les sols modérément dégradés dominent avec 41,2 %. La valeur de 0,2 radians permet d'obtenir des résultats satisfaisants et les variations de cette valeur engendrent des changements significatifs du résultat de la classification. La classe de l'eau ou celle du lac du barrage fait partie des pixels non classés par la méthode SAM. Ce résultat s'explique par l'absence de signatures spectrales prototypes correspondant à cette classe.



**Figure 5. 14.** Carte des conditions de surface des sols obtenues par l'approche SAM

L'analyse du tableau 5.3 montre que la méthode SAM permet une caractérisation des conditions de surface de notre bassin avec un taux de concordance de Kappa de l'ordre de 0,61. Cela se traduit par une diminution de la précision d'omission et de commission obtenue par l'approche des indices spectraux. Ce constat s'explique par le fait que la méthode SAM a tendance, parfois, à agglomérer les sols légèrement dégradés et ceux modérément dégradés dans une seule classe. Ceci vient d'une part du fait que l'approche SAM reste simple et se base sur l'approche de la similarité spectrale (Cròsta *et al.*, 1998).



**Tableau 5. 3.** Taux de précision de la classification pour la méthode SAM

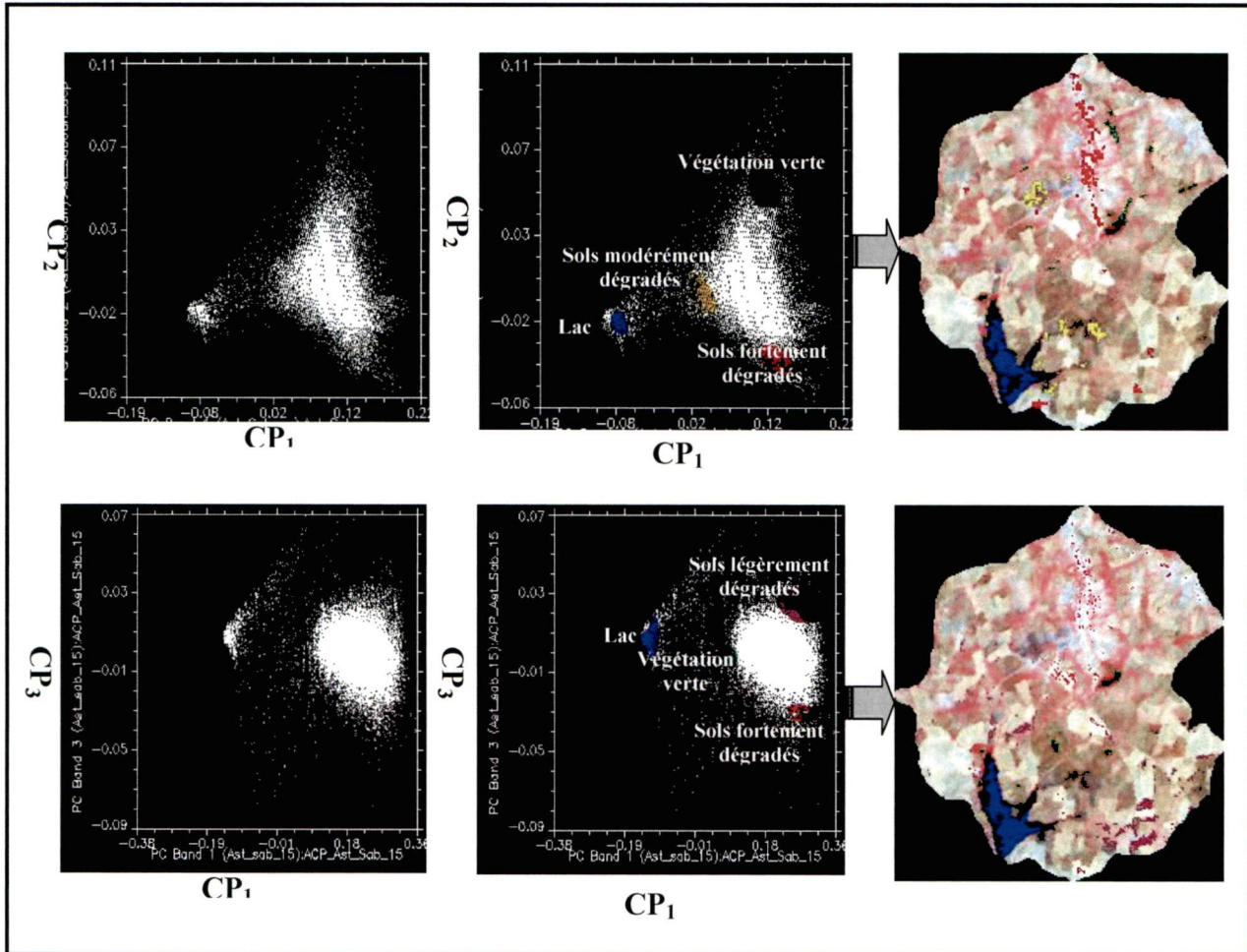
Classes	Précisions d'omission	Précisions de commission
Sols légèrement dégradés	0,65	0,70
Sols modérément dégradés	0,68	0,76
Sols fortement dégradés	0,87	0,74
Exactitude globale	0,73	
Coefficient Kappa	$\hat{K} = 0,61$	

D'autre part, il faut souligner que l'adoption d'un seul seuil angulaire (0,2 radians) pour les différentes classes induit parfois cette confusion. Celle-ci peut s'expliquer par l'hétérogénéité de l'état de surface : rugosité, humidité et présence de résidus de cultures. En outre, il faut souligner que l'acquisition des données spectroradiométriques de terrain et des données image ne se sont pas effectuées simultanément. Au regard du fait que l'image et les spectres radiométriques n'ont pas été acquis dans la même année et, que de surcroît, il existe un léger décalage entre leurs dates de prise (été pour l'image et automne pour les spectres), il va de soi que cet état de fait induise une certaine confusion au niveau de l'exécution de la méthode SAM. Ceci est notamment plus vrai pour le taux de recouvrement et la rugosité du sol. La différence saisonnière s'accompagne d'une variation du taux de recouvrement au sol (plus élevé en été qu'en automne: présence de chaumes), ce qui a un effet sur les résultats obtenus. Cependant, l'analyse de la répartition spatiale des états de dégradation des sols a permis de conclure que la classe des sols fortement dégradés est assez bien définie. Cela s'explique, d'une part, par le fait que la réponse spectrale de ces types de sols est invariante et, d'autre part, par la forte contribution du signal de la roche mère à la signature spectrale de cette classe des sols.

## 5.6. Apport du démixage spectral

Parmi les spectres mesurés sur le terrain, nous avons sélectionné ceux susceptibles de bien modéliser la réalité de terrain. Pour ce faire, la sélection des points correspondant à l'extrémité du nuage de pixels nous a permis d'avoir la répartition spatiale au bassin de ceux-ci (figure 5.15). L'exécution du démixage spectral exige que le nombre de signatures prototypes n'excède pas le nombre de bandes, plus un. En pratique, les meilleurs résultats sont obtenus avec une

combinaison de 5 à 6 “*endmembers*” (Roberts *et al.*, 1998). Pour respecter cette hypothèse, nous avons confronté en premier lieu la répartition spatiale des pixels, présentée dans la figure 5.15, et la localisation des prises de spectres. Dans un second temps, nous avons adopté les signatures spectrales prototypes qui représentent au mieux la classe définie.

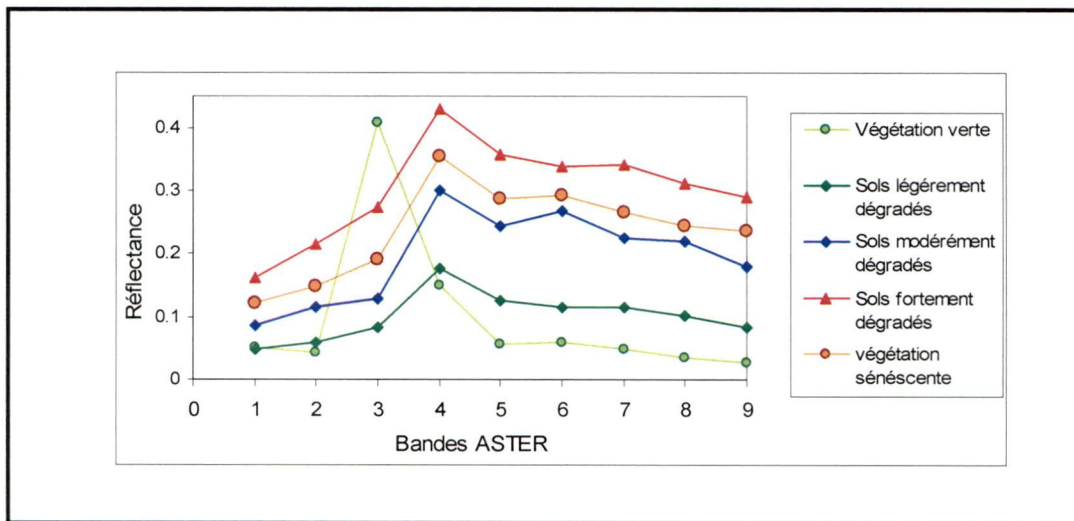


**Figure 5. 15.** Représentation de l'espace spectral dans le diagramme bidimensionnel ( $CP_1$ ,  $CP_2$ ) et ( $CP_1$ ,  $CP_3$ ) ainsi que la répartition spatiale des différentes signatures spectrales

La figure 5.16 présente les “*endmembers*” choisis dans le cadre de la présente étude. La mise en œuvre du démixage spectral nous a permis d’avoir des images de fractions de cinq composantes: sols fortement dégradés, sols modérément dégradés, sols légèrement dégradés, végétation verte, résidus ou végétation sénescente.

Les images d'abondance montrent des répartitions cohérentes avec la réalité de terrain. Le taux de couverture végétale atteint un maximum de 40 % dans les zones aménagées et irriguées. En ce qui concerne les résidus, leurs proportions restent faibles, avec un taux maximum de 20 %. Cette faiblesse s'explique par l'utilisation des champs comme parcours de pâturage après la moisson. Ces résultats montrent que le signal du sol n'est pas masqué et par conséquent, nous n'avons pas normalisé la fraction du sol (Bannari *et al.*, 1996; Haboudane, 1999).

L'évaluation de la qualité du résultat obtenu est basée sur la bande des résidus d'erreur (RMS). Cette dernière est obtenue en soustrayant la réflectance modélisée, de celle mesurée. L'analyse de cette image montre que le RMS varie de 0 à 5 %. Les valeurs les plus élevées sont localisées au niveau du lac du barrage et du réservoir d'eau. Cela s'explique par une erreur de modélisation due à l'absence de la composante pure de cette classe, dans le jeu d'endmembers sélectionnés.



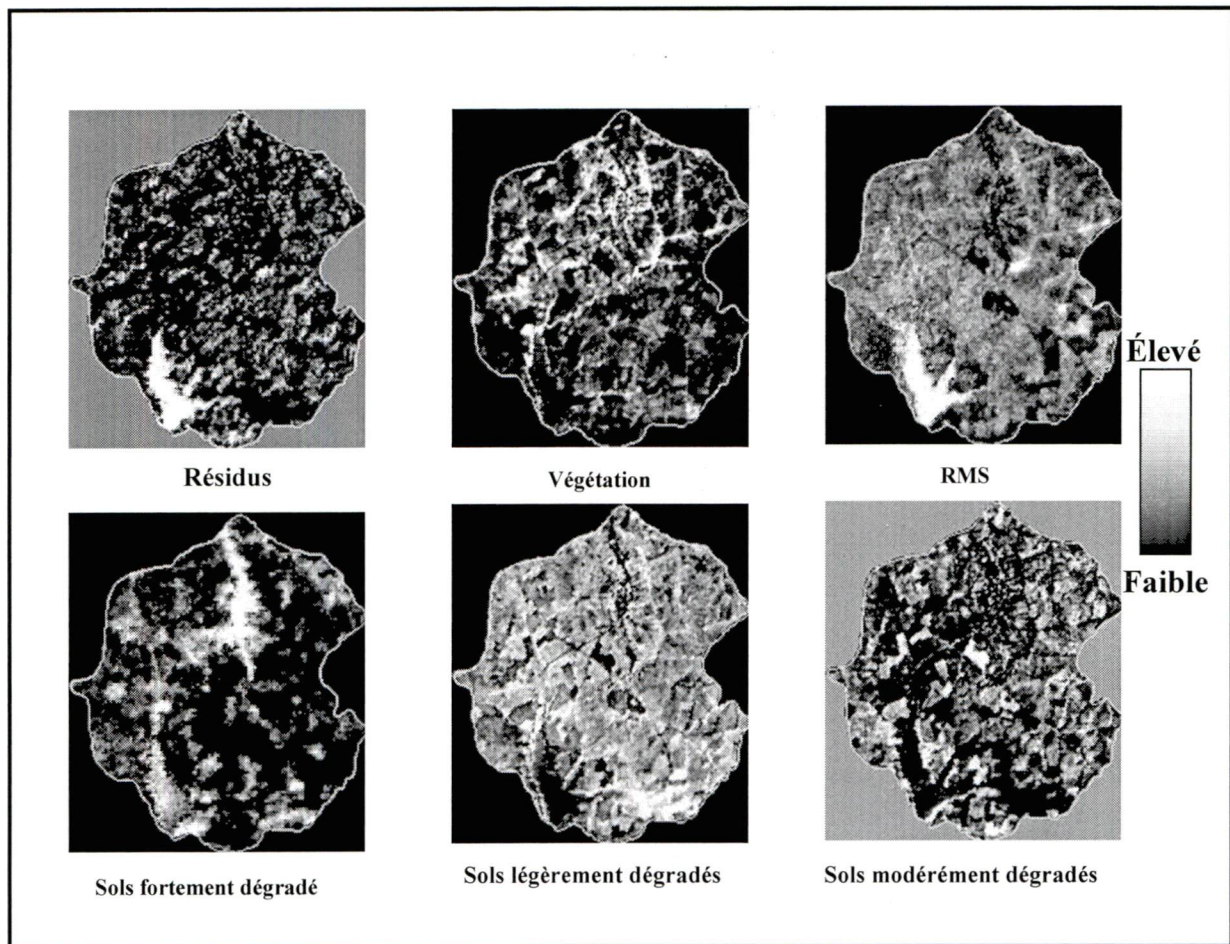
**Figure 5. 16.** Spectres des signatures prototypes échantillonnés aux bandes ASTER

La figure 5.17 montre les différentes images d'abondance résultant de l'exécution du démixage spectral.

Pour obtenir une carte des conditions de surface, nous avons adopté la méthode *K-means* comme méthode de classification en utilisant les trois images de fraction du sol (figure 5.17). La figure 5.18 présente la carte résultante dont l'analyse montre une dominance de la classe des sols

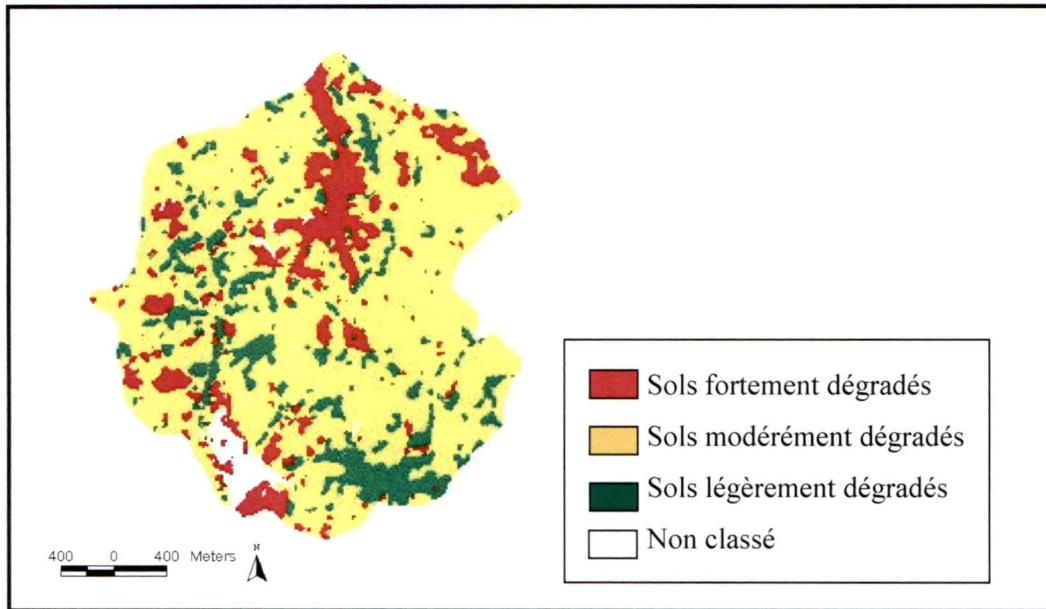


modérément dégradés. Ce résultat concorde avec les résultats obtenus avec les autres méthodes. De façon générale, l'application du démixage spectral a permis d'augmenter la qualité des résultats. Nous constatons que le coefficient Kappa atteint 0,85 tandis que l'exactitude globale est de l'ordre de 89 % (tableau 5.4). L'analyse de cette dernière montre une amélioration de la classification des classes de sols légèrement et modérément dégradés avec une précision de commission supérieure à 0,85. Cela confère une supériorité à l'approche du démixage spectral par rapport aux méthodes adoptées dans les sections précédentes.



**Figure 5. 17.** Images d'abondance obtenues par la déconvolution spectrale

D'une manière générale, la qualité du résultat s'améliore avec l'application du démixage spectral et se traduit par une augmentation significative du coefficient Kappa, de 24 % par rapport à l'approche SAM, basée elle aussi sur l'utilisation des "endmembers".



**Figure 5. 18.** Carte des conditions de surface des sols obtenues par l'approche du démixage spectral

**Tableau 5. 4.** Taux de précision de la classification pour la méthode du démixage spectral

Classes	Précisions d'omission	Précisions de commission
Sols légèrement dégradés	0,85	0,87
Sols modérément dégradés	0,85	0,85
Sols fortement dégradés	0,97	0,95
Exactitude globale	0,89	
Coefficient Kappa	$\hat{K} = 0,85$	

Finalement, nous avons utilisé l'image d'abondance de la végétation pour mettre en évidence la supériorité de l'approche du démixage spectral appliquée à la caractérisation de l'état de surface (sol-végétation) d'un milieu hétérogène comme le nôtre.

Par ailleurs, nous avons calculé deux indices de végétation : le NDVI (le plus populaire et l'indice de référence, en quelque sorte) et le TSAVI qui semble être le plus recommandé pour l'étude de la végétation éparse (Purevdorj *et al.*, 1998; Cyr *et al.*, 1995; Anys, 1991).

Le NDVI est un rapport normalisé des bandes rouge et proche infrarouge, tandis que le TSAVI se calcule selon l'équation suivante, d'après Baret *et al.* (1989) :

$$TSAVI = \frac{a (\rho_{pir} - a * \rho_r - b)}{\rho_r + a * \rho_{pir} - a * b} \quad (5.3)$$

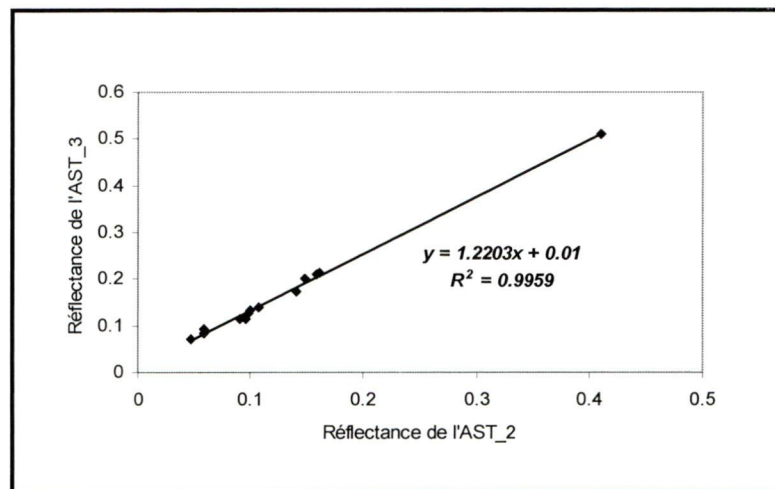
$\rho_{pir}$  : Réflectance dans le proche infrarouge

$\rho_r$  : Réflectance dans le rouge

a : La pente de la droite du sol

b : L'ordonnée à l'origine de la droite du sol

La figure 5.19 présente la droite des sols nus dans le bassin Saboun, établie à partir des mesures spectroradiométriques au sol. L'analyse de cette figure montre que la détermination de cette droite est basée sur le choix d'un ensemble d'échantillons couvrant une large gamme de réflectance afin de minimiser l'effet de la brillance et de la couleur du sol. Une régression simple a permis d'obtenir les variables (a=1,22) et (b=0,01).

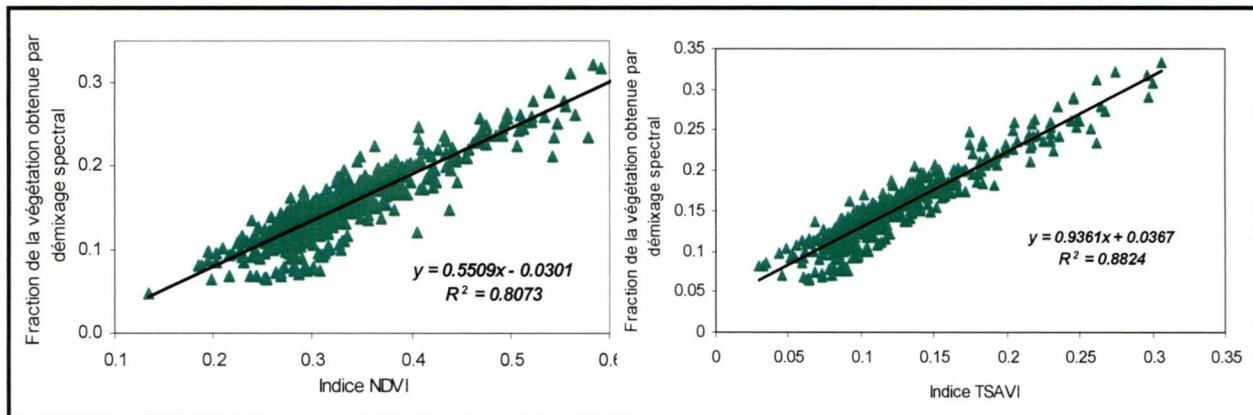


**Figure 5. 19.** Droite des sols nus dans le bassin Saboun, à partir des mesures au sol

La figure 5.20 montre le résultat obtenu par la régression linéaire entre la fraction de la végétation extraite de l'image d'abondance résultante du démixage spectral et les deux indices adoptés. En se basant sur le coefficient de détermination ( $R^2=0,89$ ;  $n=520$ ), il apparaît que le TSAVI est



mieux corrélé au taux de couverture végétale. Ce résultat est en accord avec les études réalisées par Purevdorj *et al.* (1998), Cyr *et al.*, (1995) et Anys (1991) dans un milieu semi-aride. Cela s'explique par le fait que l'indice TSAVI minimise les effets perturbateurs du sol car il tient compte de la pente de la droite des sols nus, ce qui le rend plus résistant aux dits effets. Ce résultat démontre la supériorité de l'indice TSAVI pour caractériser la végétation éparsée d'un milieu semi-aride.



**Figure 5. 20.** Relation entre le taux de recouvrement de la végétation obtenu par le démixage spectral et les indices de végétation

## 5.7. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de caractériser les niveaux de dégradation du sol à partir de deux types de données ou à deux échelles différentes. Le premier correspond aux données spectroradiométriques de terrain. L'analyse statistique multivariée des données spectrales a permis de discriminer les différents niveaux de dégradation des sols. Le deuxième type correspond à l'utilisation des données ASTER. Dans cette optique, nous avons utilisé quatre méthodes pour identifier les différents niveaux de dégradation du sol, dont l'une a été développée par nous-mêmes. Aussi, il est intéressant de souligner l'intérêt de l'indice de végétation TSAVI dans la caractérisation du taux de couverture de la végétation.

À la lumière des résultats obtenus, nous avons pu montrer l'intérêt de l'approche spectrale pour l'analyse et la compréhension du phénomène de dégradation des sols dans notre bassin. Cependant, l'intégration des données multisources à l'information spectrale pourrait améliorer la qualité des résultats. Cet aspect est traité dans le chapitre suivant.

## Chapitre 6

# Modélisation de la dégradation du sol à travers un RN à rétropropagation

### 6.1. Introduction

Nous avons présenté au chapitre précédent l'apport de l'information spectrale dans la cartographie des conditions de surface. Rappelons que pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé plusieurs approches. Cependant, la littérature suggère que le résultat obtenu par celles-ci peut être amélioré en intégrant des variables extraites du MNA (voir chapitre 3). Toutefois, la quantité de données, leur nature et leur distribution nous incitent à utiliser une approche plus efficace et non paramétrique pour appréhender la relation complexe existante entre les données de différentes sources. Dans ce contexte, nous présentons au sein de ce chapitre, une approche alternative pour modéliser la dégradation du sol. L'approche neuronale dirigée, basée sur l'algorithme à rétropropagation, nous permet de mieux modéliser le phénomène à étudier et d'exploiter la base de données multisources conçue dans la présente étude.

Dans un premier temps, nous présenterons la démarche méthodologique adoptée pour développer le réseau de neurones MLP. Ensuite, nous évaluerons et validerons les résultats obtenus par l'approche neuronale, et nous finirons avec l'analyse de sensibilité du réseau de neurones développé dans la présente recherche.

## 6.2. Développement du RN

Dans cette section, les étapes nécessaires pour implanter un RN à rétropropagation sont présentées. Dans un premier temps, nous nous intéressons à la conception et à l'architecture du RN ainsi qu'à la préparation des données. Par la suite, nous abordons le choix des paramètres intrinsèques du RN pour obtenir une meilleure performance de celui-ci.

### 6.2.1. Architecture du réseau de neurones

L'architecture adoptée dans la présente recherche est de trois couches, soit une seule couche cachée, car il est prouvé que cette dernière est capable de résoudre les mêmes genres de problèmes que celle à multicouches cachées (Masters, 1993). La couche d'entrée correspond au nombre de variables de la base de données. La couche de sortie est constituée de quatre neurones, un par classe thématique envisagée : *sols légèrement dégradés, sols modérément dégradés, sols fortement dégradés et lac de barrage*.

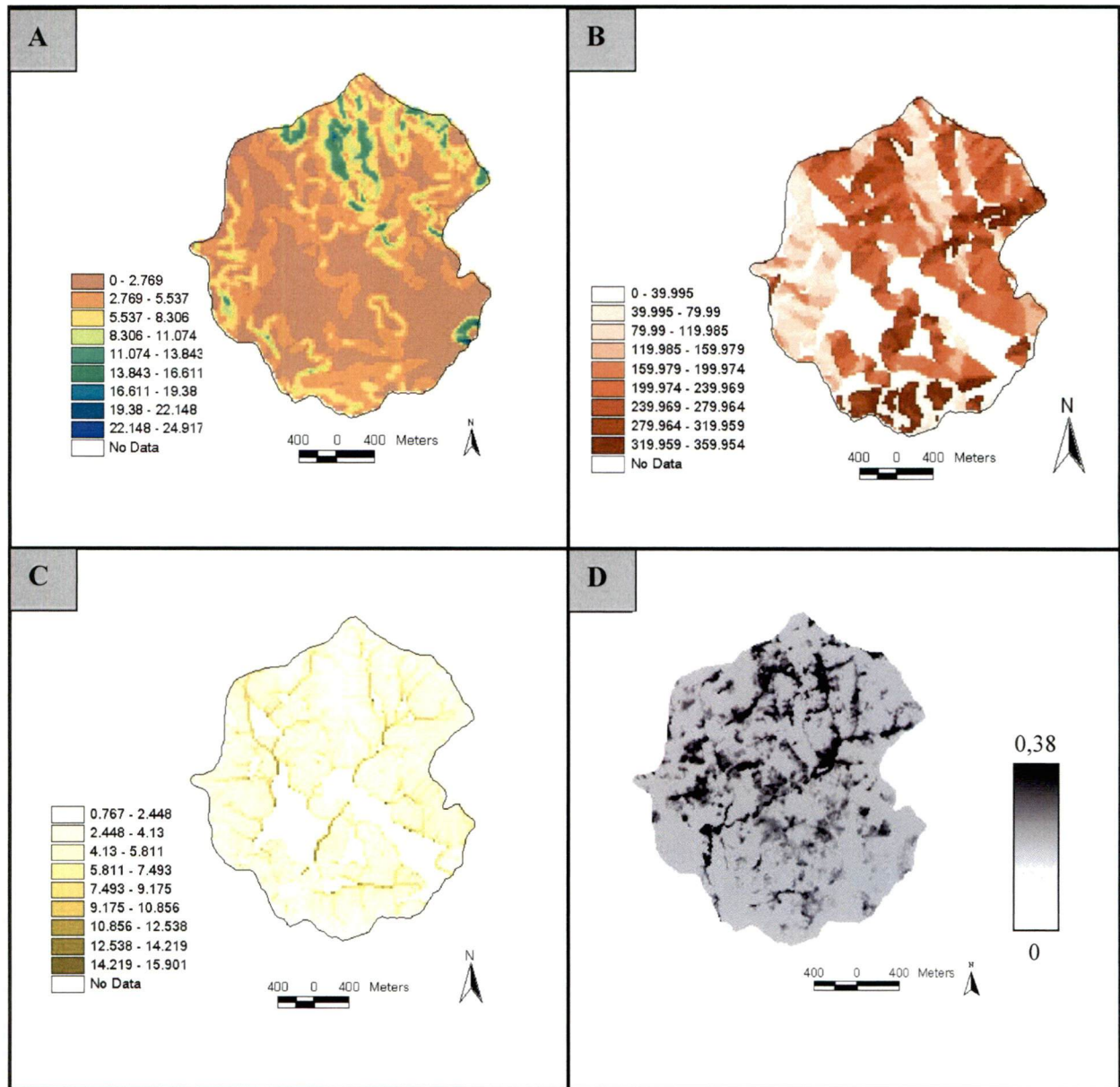
Après la constitution de la base de données, nous avons procédé à la structuration des couches d'information suivant leur pertinence à modéliser la dégradation du sol, les indices de dégradation présentés dans le chapitre 2 et la revue de la littérature. Nous avons utilisé trois types de données :

1- variables dérivées de la topographie du bassin : MNA, Pente, Orientation et Indice Topographique (figure 6.1).

2- variables extraites de l'image : l'indice de végétation TSAVI (figure 6.1) qui est mieux corrélé au taux de couverture végétale (chapitre 5) et la première composante principale. Le choix de cette dernière se justifie par le fait que, d'une part, elle permet de réduire le nombre des intrants afin d'améliorer la performance du RN (Sérélé, 2002 ; Benediktsson et Seveinsson, 1997) et que,



d'autre part, elle permet d'expliquer la brillance du sol qui caractérise en partie les niveaux de dégradation des sols (chapitre 5).



**Figure 6. 1.** Principales variables utilisées (4 parmi 7) pour la modélisation de dégradation du sol du bassin versant Saboun à travers un RN : A) pente, B) orientation, C) indice topographique et D) indice TSAVI

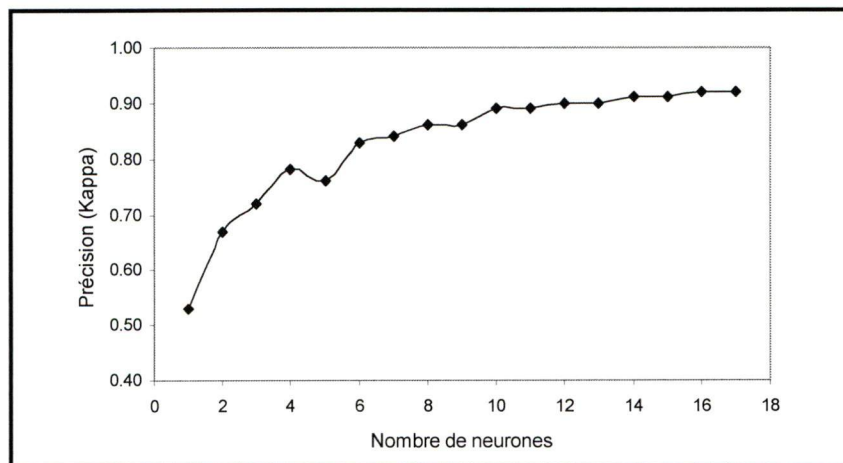
3- variable texturale : le parcours de la littérature a montré que la prise en compte du contexte spatial améliore toujours la qualité des résultats de la classification dans un milieu méditerranéen (Berberoğlu *et al.*, 2000); l'intégration de cette donnée dans notre étude permet de réduire la confusion des classes. Toutefois, le paramètre de texture qui a permis d'obtenir un résultat satisfaisant est la moyenne.

Nous avons constaté ainsi que les intrants ont des gammes de valeurs hétérogènes. Ce constat nous incite à normaliser ces variables de sorte que leurs valeurs soient comprises entre 0,1 et 0,9 afin d'améliorer la qualité et la précision des résultats, et de réduire la durée de la phase d'apprentissage et les risques de la non-convergence. Pour atteindre cet objectif, nous avons utilisé la méthode présentée par Basheer et Hjmeer (2000). La valeur normalisée se calcule selon l'équation suivante :

$$x_i = 0,1 + 0,8 \left( \frac{Z_i - Z_i^{\min}}{Z_i^{\max} - Z_i^{\min}} \right) \quad (6.1)$$

$x_i$  la valeur normalisée de  $Z_i$ ;  $Z_i^{\min}$  et  $Z_i^{\max}$  la valeur minimum et maximum de la valeur  $Z$ .

La fixation du nombre de neurones de la couche cachée est basée sur la performance du RN à base du coefficient Kappa. Nous avons constaté que ce coefficient atteint un maximum de 0,91 une fois que le nombre de neurones de cette couche atteint 15 et qu'une augmentation de ce nombre n'améliore pas significativement la qualité du résultat (Figure 6.2).



**Figure 6. 2.** Performance du RN en fonction du nombre de neurones internes

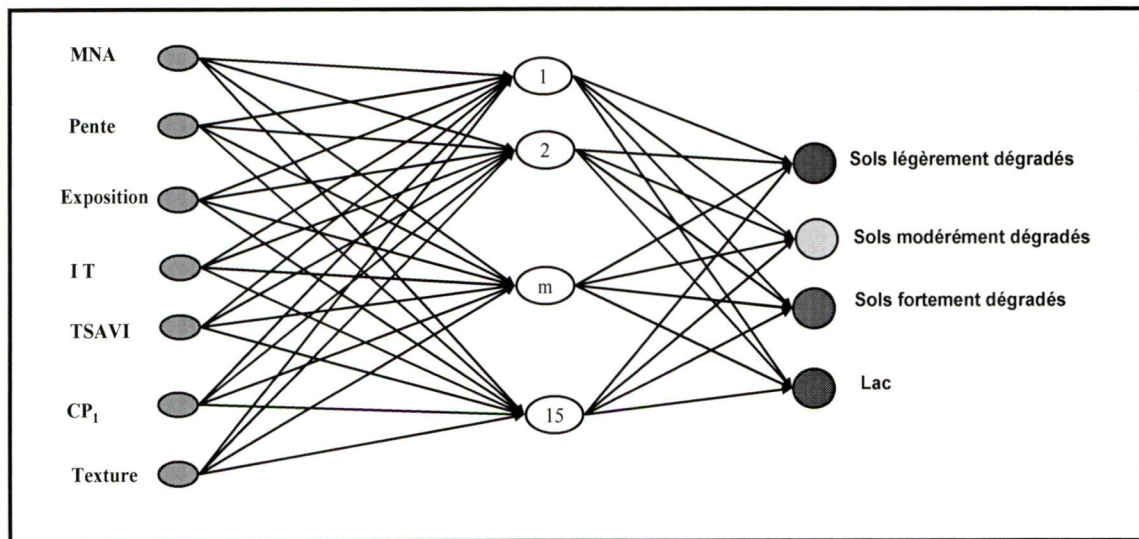
Par ailleurs, le nombre de neurones de la couche cachée peut être défini selon plusieurs formules (tableau 6.1). L'utilisation des formules présentées dans le tableau 6.1 aide à interpréter le résultat ou à aider l'opérateur à faire un choix. Dans la présente thèse, le nombre de neurones de la couche cachée est en accord avec celui calculé par la formule de Hecht-Nielsen (1987), (tableau 6.1).

**Tableau 6. 1.** Méthodes de calcul du nombre de neurones de la couche cachée d'un réseau de neurones

Nombre de neurones	Référence
$2 N_i + 1$	Hecht-Nielsen (1987)
Racine ( $N_i * N_o$ )	Masters (1993)
$(N_i + N_o) / 2$	Ripley (1993)
$2 N_i / 3$	Wang (1994)
$[(2 + N_o N_i + \frac{1}{2} N_o (N_i + N_i) - 3) / (N_i + N_o)]$	Paola (1994)
$3 N_i$	Kanellopoulos et Wilkinson (1997)
$(N_i * N_o) (N_i + 3) / 2 * (N_i + N_o)$	Schowengerdt (1997)
$N_p / [a(N_i + N_o)]$	Garson (1998)

$N_i$  : nombre de neurones de la couche d'entrée;  $N_o$  : nombre de neurones de la couche de sortie;  $N_p$  : nombre d'exemples d'apprentissage;  $a$  : constante variant de 5 à 10 selon la qualité des inputs.

La figure 6.3 représente l'architecture du RN utilisée dans la présente étude. Par la suite, nous nous sommes attelés à déterminer les paramètres intrinsèques du réseau, autrement dit, de l'algorithme d'apprentissage :  $\mu$  et  $\eta$ . Cette étape fera l'objet de la section suivante.



**Figure 6. 3.** Architecture du RN utilisé



## **6.2.2. Paramètres intrinsèques du RN**

### **6.2.2.1. Pas ou rythme d'apprentissage : learning rate ( $\eta$ )**

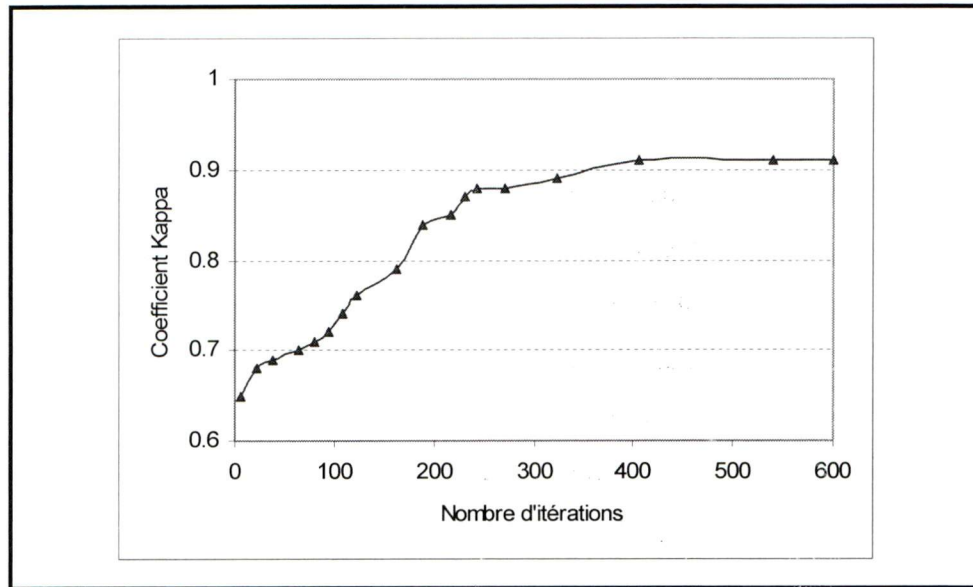
Ce paramètre est considéré comme la clef du succès de la modélisation d'un phénomène donné à travers un RN (Basheer et Hjmeer, 2000; Masters, 1993). La définition de ce paramètre a été effectuée lors de la phase d'apprentissage du réseau. Toutefois, nous avons constaté qu'une petite valeur ralentit l'apprentissage, tandis que l'augmentation de cette valeur ne permet pas une convergence très rapide du RN. En effet, plusieurs études ont constaté une oscillation ou instabilité du RN avec des valeurs extrêmes de  $\eta$ . Généralement, la détermination de ce paramètre dépend du nombre de neurones et d'exemples d'apprentissage. Dans la présente étude, un pas d'apprentissage de l'ordre de 0,1 a permis d'obtenir de bons résultats.

### **6.2.2.2. Momentum ( $\mu$ )**

Le momentum permet d'augmenter la vitesse d'apprentissage du RN sans améliorer la capacité de celui-ci. Il permet l'ajustement ou la variation de poids afin d'éviter la non convergence du RN. L'augmentation de la valeur de  $\mu$  se traduit par une convergence vers un minimum local, autrement dit, le RN n'est plus capable de minimiser l'erreur et n'arrive pas à apprendre. Généralement, le choix d'une valeur optimale du momentum dépend du choix des autres variables intrinsèques du RN et, en particulier, du  $\eta$ . Dans la présente étude, un résultat satisfaisant a été obtenu avec un momentum de l'ordre de 0,6.

### **6.2.2.3. Nombre d'itérations**

La définition du nombre d'itérations est importante. Elle permet d'éviter le problème de sur-apprentissage du RN. La détermination de ce nombre est fondée sur l'analyse du diagramme représentant le nombre d'itérations en fonction du coefficient Kappa (figure 6.4). Ainsi, dans la présente recherche, nous avons constaté qu'un nombre d'itérations de l'ordre de 405 permet d'atteindre un coefficient maximum de Kappa et qu'une augmentation de ce nombre n'améliore pas significativement la qualité du résultat et par conséquent, nous pourrions éviter le sur-apprentissage. Généralement, ce phénomène se traduit par une croissance de l'erreur.

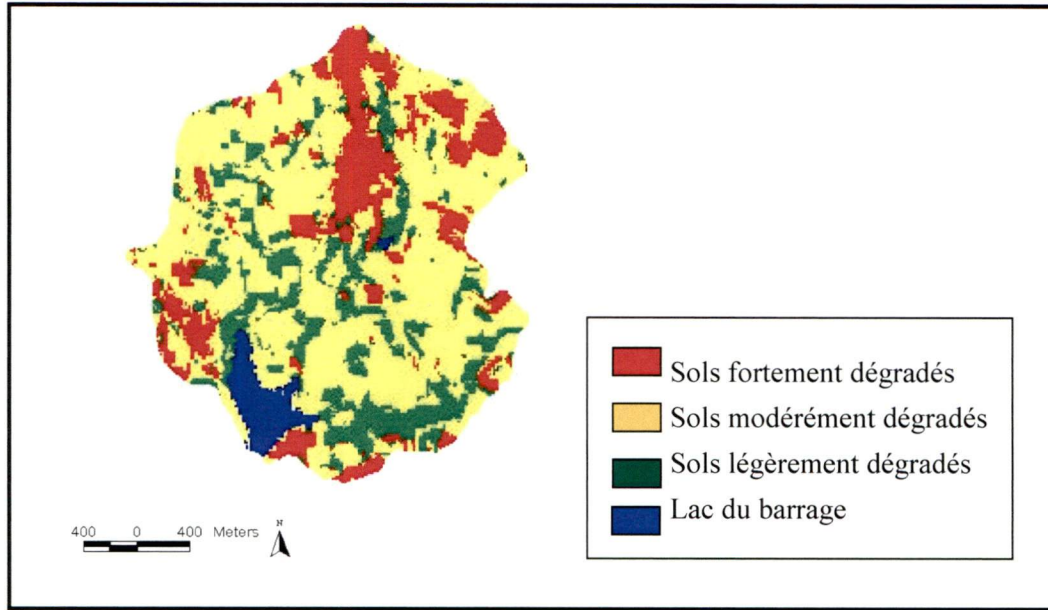


**Figure 6. 4.** Détermination du nombre d'itérations en fonction du coefficient Kappa

### 6.3. Apport du RN à l'étude de la dégradation des sols

La figure 6.5 représente la carte des conditions de surface obtenue par l'approche neuronale. Ce résultat concorde avec les résultats obtenus par l'approche spectrale avec une amélioration significative de 6 % du coefficient Kappa par rapport au démixage spectral. L'analyse du tableau 6.2 montre que le coefficient Kappa atteint 0,91 tandis que l'exactitude globale est de l'ordre de 94 %. De même, nous constatons que l'approche neuronale a permis l'amélioration de l'identification des sols légèrement dégradés avec une précision d'omission et de commission de l'ordre de 0,95. Cela démontre, d'une part, l'intérêt de cette approche et sa supériorité par rapport à l'approche spectrale et, d'autre part, l'apport des données multisources dans l'étude et la modélisation de la dégradation des sols. Par ailleurs, nous tenons à signaler que la qualité du résultat obtenu est expliquée en partie par le bon ajustement des paramètres intrinsèques du RN développé dans la présente recherche.

D'une manière générale, nous avons noté une correspondance entre le résultat obtenu par le RN et ceux obtenus par les différentes méthodes adoptées dans le chapitre précédent.



**Figure 6. 5.** Carte des conditions de surface des sols obtenue par l'approche neuronale

**Tableau 6. 2.** Taux de précision de la classification pour la méthode neuronale

Classes	Précisions d'omission	Précisions de commission
Sols légèrement dégradés	0,95	0,95
Sols modérément dégradés	0,93	0,95
Sols fortement dégradés	0,95	0,93
Exactitude globale	0,94	
Coefficient Kappa	$\hat{K} = 0,91$	

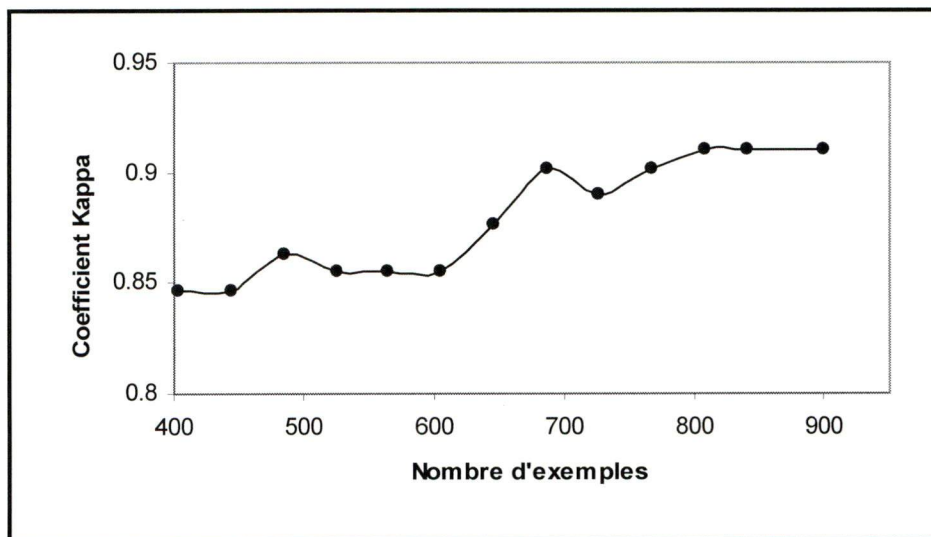
## 6.4. Analyse des résultats en fonction du choix des paramètres du RN

Nous avons présenté, à la section précédente, la performance de l'approche neuronale dans la modélisation de la dégradation du sol. Dans la présente section, nous analysons l'impact ou l'influence de la détermination des paramètres intra et extrinsèques du RN sur la qualité des résultats. Cette analyse permet, d'une part, d'étudier et d'évaluer la robustesse de cette méthode, et, d'autre part, d'aider les utilisateurs à appliquer cette approche avec succès.



Après avoir conçu le RN, nous avons comparé les résultats obtenus avec et sans normalisation. Ainsi, nous avons constaté que la qualité des résultats est nettement meilleure avec des entrées normalisées, calculées selon l'équation 6.1. Nous avons noté que le coefficient Kappa passe de 0,82 à 0,91. Ce constat s'explique, d'une part, par le fait que les entrées n'ont pas la même dynamique et, d'autre part, par le risque de la non-convergence (Basheer et Hjmeer, 2000; Masters, 1993). Dans un deuxième temps, il est possible d'évaluer la robustesse par le bruitage des données d'entrées normalisées. Cette étape a été réalisée avec le logiciel Statistica, module réseau de neurones. Les résultats obtenus montrent une légère chute (Kappa=0,89) de la performance du RN, avec un bruitage inférieur à 7 %. Cependant, un bruitage supérieur à 8 % se traduit par une dégradation significative de la performance du RN.

Par ailleurs, le nombre d'exemples d'apprentissage est un paramètre important et une bonne détermination de celui-ci permet d'obtenir un résultat satisfaisant. Le choix de ce nombre dépend principalement du nombre de neurones de la couche d'entrée :  $N_i$  (Rigol-Sanchez *et al.*, 2003). Généralement, le nombre minimum d'exemples par classe devrait être supérieur ou égal à 30 fois  $N_i$  (Garson, 1998). La figure 6.6 représente l'impact du nombre d'exemples sur la performance du RN, évaluée à partir du coefficient Kappa.



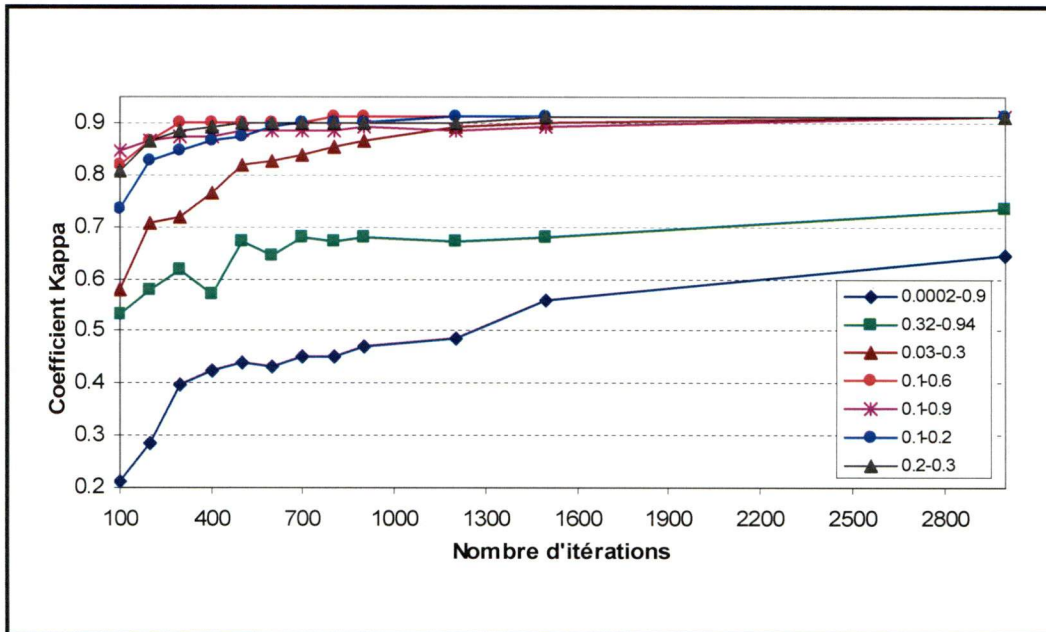
**Figure 6. 6.** Influence du nombre d'exemples sur la qualité des résultats obtenus

Nous constatons que la diminution du nombre d'exemples se traduit par une dégradation de la performance du RN. Ce constat s'explique par le sous-apprentissage du RN.

Finalement, nous avons évalué l'effet du momentum ( $\mu$ ) et le pas d'apprentissage ( $\eta$ ) sur la performance du RN. Pour ce faire, nous avons utilisé les valeurs citées dans la bibliographie et adoptées par les travaux antérieurs (tableau 6.3). Nous avons constaté que pour chaque couple donné de valeurs ( $\mu$ ,  $\eta$ ), nous avons obtenu un résultat différent (figure 6.7). Nous avons noté également que le RN n'est pas performant pour un pas d'apprentissage trop petit ( $<0,1$ ) ou relativement élevé ( $0,3<$ ) (figure 6.7). Cependant, l'utilisation de la valeur 0,2 nous a permis d'obtenir un résultat satisfaisant. Par ailleurs, il nous semble intéressant de mentionner que la définition de ces deux paramètres devrait être fondée sur l'expérimentation (section 6.2) et non sur la revue de littérature.

**Tableau 6. 3 .** Couple de valeurs ( $\mu$ ,  $\eta$ ) utilisé pour évaluer la performance du RN

Pas d'apprentissage ( $\eta$ )	Momentum ( $\mu$ )	Référence
0,0002	0,9	An et Chung (1994)
0,32	0,94	Arora <i>et al.</i> (2004)
0,03	0,3	Levine <i>et al.</i> (1996)
0,2	0,3	Berberoglu (2000)
0,1	0,9	Duguay et Peddle (1996)
0,1	0,2	Verbeke <i>et al.</i> (2004)
0,2	0,6	Kavzoglu et Mather (2002)



**Figure 6. 7.** Performance du RN en fonction du momentum et du pas d'apprentissage ( $\mu$ -  $\eta$ )

## 6.5. Conclusion

Ce chapitre nous a permis, dans un premier temps, de mettre en exergue l'apport de l'approche neuronale dans la modélisation de la dégradation du sol à l'échelle du bassin versant. Par ailleurs, nous avons pu dégager certaines pistes pour aider l'utilisateur de cette approche à mieux définir la structure du RN et la détermination de ses paramètres intrinsèques. De même, une analyse d'impact de ceux-ci ou de sensibilité a été réalisée.

Par la présente thèse, nous avons démontré que le RN à rétropropagation est un outil intéressant et efficace pour intégrer les données multisources à celles d'image et ainsi améliorer la précision du résultat. Dans le chapitre suivant, nous exposons à quel point cette amélioration est significative ou non.



## Chapitre 7

# Analyse et discussion des résultats

### 7.1. Introduction

Après avoir présenté les résultats obtenus par les différentes approches dans le chapitre 5 et 6, nous avons abouti à une première évaluation quantitative de ceux-ci en nous basant sur les indices calculés à partir de la matrice de confusion. Cette méthode d'évaluation est intéressante, mais nous jugeons utile de confronter les résultats obtenus aux observations de terrain et aux différentes cartes et documents existants dans le présent chapitre pour mieux évaluer la qualité des résultats obtenus par les différentes méthodes. Par la suite, nous avons procédé à une étude comparative des différentes approches en utilisant le coefficient Kappa afin de vérifier s'il existe une différence significative entre les diverses méthodes. Cette analyse a été appuyée et consolidée par une étude de la sensibilité des différentes approches pour l'étude de la dégradation des sols. Enfin, nous avons étudié l'effet du changement d'échelle pour mieux comprendre et faire apparaître la complexité de l'étude de la dégradation des sols.

## 7.2. Comparaison des résultats des différentes approches et leur interprétation en fonction des observations du terrain

D'une façon générale, nous avons constaté que les résultats obtenus par les différentes approches représentent assez fidèlement la réalité de terrain (voir chapitre 5 et 6). L'utilisation du résultat de la photo-interprétation et les cartes thématiques (matière organique, argile, limon, sable) réalisées à partir de l'interpolation par krigeage ont servi comme une autre approche de validation de nos résultats.

Dans un premier temps, nous avons procédé à une étude comparative des différentes approches, sachant que nous avons utilisé les mêmes réalités de terrain pour les différentes méthodes. Le tableau 7.1 présente le coefficient Kappa obtenu pour chaque méthode avec la variance, tandis que le tableau 7.2 montre le test Z calculé (deux par deux) pour les différentes approches, afin de tester les différentes méthodes adoptées. L'analyse de ce tableau montre que la différence n'est pas significative entre l'approche des indices spectraux et l'indice LDI avec un Z de l'ordre de 0,72. Le même constat se fait entre **LDI** et **SMA** parce que le  $Z_{\text{théorique}}$  (1,96) est supérieur à celui du  $Z_{\text{calculé}}$  avec un intervalle de confiance de 95 %.

**Tableau 7. 1.** Coefficient Kappa et variance pour chaque approche

Approches	Kappa	Variance
Indices spectraux ( <b>SI</b> )	0,75	0,0016
Indice LDI	0,79	0,0015
Approche SAM	0,61	0,0024
Déconvolution spectrale ( <b>SMA</b> )	0,85	0,0014
Réseau de neurones ( <b>RN</b> )	0,91	0,007

L'analyse du tableau 7.1 montre que l'intégration des données multisources à l'information spectrale se traduit par une augmentation de la précision ou de l'exactitude de la classification, tandis que le tableau 7.2 montre que la différence est significative entre l'approche des RN et les différentes méthodes à part celle du démixage spectral pour un degré de confiance de l'ordre de 95 %. Ce résultat est intéressant et met en évidence l'apport significatif des informations multisources dans l'étude de la dégradation des sols (tableau 7.2).

**Tableau 7. 2.** Test statistique Z entre deux approches

Combinaison d'approches	Test statistique Z
SAM_LDI	2,88
SAM_SMA	3,89
LDI_SMA	1,11
SI_LDI	0,72
RN_LDI	2,56
RN_SMA	1,31
RN_SI	3,34

Par ailleurs, le croisement de 120 points choisis aléatoirement sur la carte des conditions de surface avec les cartes thématiques déduites par krigeage (MO, argile, limon, sable) a permis également de valider les résultats obtenus (tableau 7.3). L'analyse de ces derniers montre que la carte des conditions de surface dépend également des caractéristiques physico-chimiques des différentes classes. En effet, on note bien que la classe des sols légèrement dégradés est caractérisée par un faible pourcentage de calcaire, de limon et un pourcentage relativement plus riche de matière organique. La classe des sols fortement dégradés est caractérisée par un pourcentage élevé de limon et un pH relativement important. Nous avons également utilisé un total de 20 points, localisés par GPS sur le terrain. Chaque point a fait l'objet d'une fiche descriptive et d'une analyse physico-chimique d'un échantillon de sol (table 7.3).

L'utilisation du résultat de la photo-interprétation, le MNA et la pente ont servi comme autres outils de validation de nos résultats. L'analyse de la figure 7.1 montre que notre zone d'étude est affectée entièrement par le phénomène d'érosion hydrique. On y retrouve les formes suivantes : l'érosion en nappe, l'érosion par ravinement, par rigoles et par sapement des berges. Le tableau 7.4 résume toutes ces observations ainsi que les différentes variables utilisées et fait apparaître également une concordance entre celles-ci et les différentes classes de dégradation du sol identifiées par la présente étude. En effet, nous constatons que les sols fortement dégradés s'associent avec la classe des sols calcimagnésiques (figure 3.5 et tableau 7.3). Cette classe est caractérisée par un facteur d'érodabilité K, mesuré en laboratoire, de l'ordre de 0,44 (Chikhaoui, 1998). En se référant aux travaux de Manrique (1988), cette valeur caractérise la classe des sols à fort risque d'érodabilité.

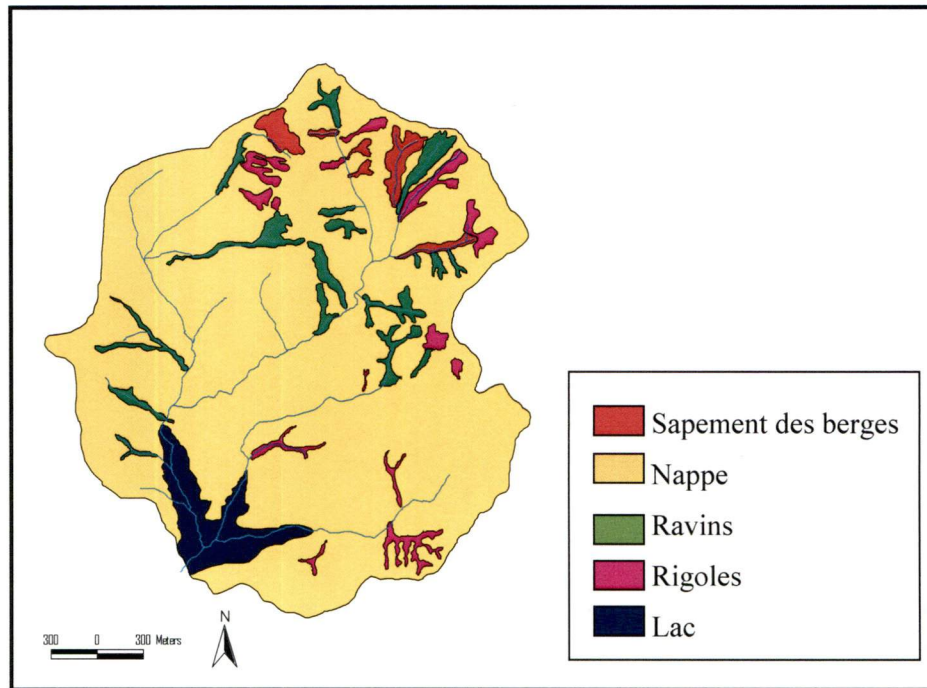


**Tableau 7. 3.** Statistiques descriptives des caractéristiques physico-chimiques des différentes classes de dégradation du sol

Classe de dégradation	Classe du sol (CPCS, 1980)	Sable (%)			Argile (%)			Limon (%)			MO (%)			pH			CEC			CaCO <sub>3</sub> (%)		
		Moy.	Et	CV%	Moy.	Et	CV%	Moy.	ET	CV%	Moy.	Et	CV%	Moy.	Et	CV%	Moy.	Et	CV%	Moy.	Et	CV%
<b>Légerement</b>	Vertisols-Parvertisols	24.52	5.47	22.30	43.92	2.41	5.49	45.07	4.74	10.52	1.84	0.28	15.17	7.80	0.17	2.17	28.70	10.30	35.88	10.86	2.62	24.15
<b>Modérément</b>	Parvertisols	17.67	4.05	22.92	38.93	5.53	14.21	49.70	2.36	4.76	1.68	0.31	18.89	8.15	0.19	2.33	32.04	11.30	35.62	12.62	6.78	53.70
<b>Fortement</b>	Calcimagnésiques – Peu évolués	13.12	4.17	31.78	35.58	2.51	7.05	49.61	4.91	9.91	1.45	0.35	24.18	8.13	0.18	2.18	32.96	12.34	37.43	17.73	7.17	40.43

**MO:** matière organique; **CEC:** capacité d'échange cationique ; Moy : moyenne ; Et : écart type ; Cv : coefficient de variation.

\* le nombre de points utilisés pour ce traitement statistique est de 120 pour (sable, argile, limon, MO) et de 20 pour (CaCO<sub>3</sub>, pH, CEC).



**Figure 7. 1.** Principales formes d'érosion dans le bassin

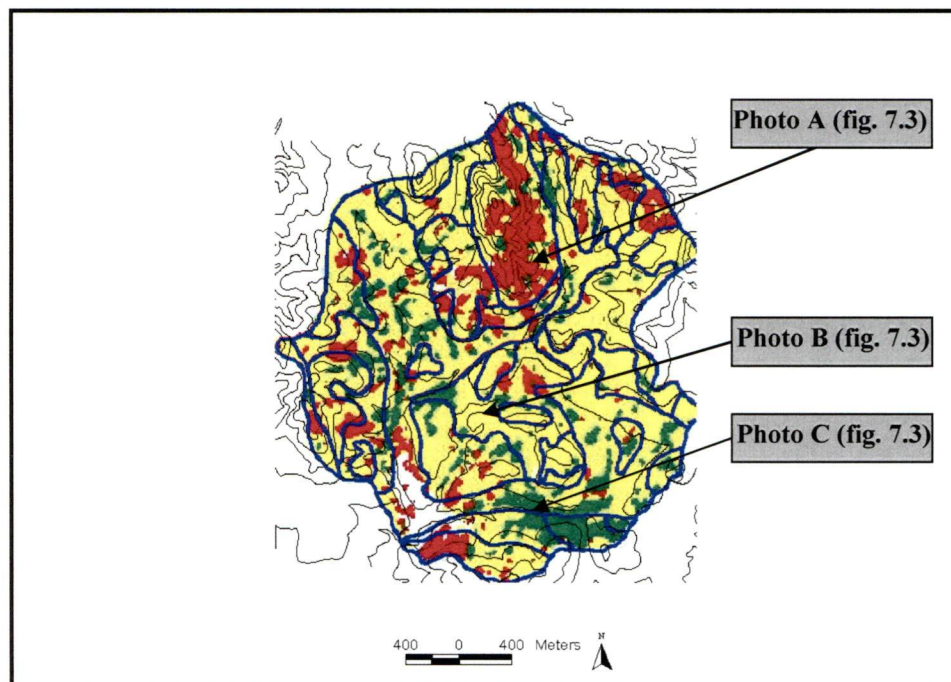
Aussi, nous avons noté que les sols légèrement dégradés se caractérisent par des terrains plats avec une faible pente ( $< 5\%$ ) ainsi qu'une altitude variant de 20 à 40 m (tableau 7.4). En outre, les observations sur le terrain montrent que cette classe représente également des petits périmètres irrigués.

**Tableau 7. 4.** Caractérisation des différentes classes de dégradation du sol

Classe de dégradation	Formes d'érosion	Symbole	Facteur k	Altitude (m)	Pente (%)
Légèrement	Nappe Quelques rigoles	$W_t$	$< 0.3$	20-40	$< 5$
Modérément	Nappe – Rigoles	$W_t$	$0.3 < K < 0.4$	50-80	10-20
Fortement	Ravins – rigoles – sapement des berges	$W_d$	$> 0.44$	80-120	$> 20$

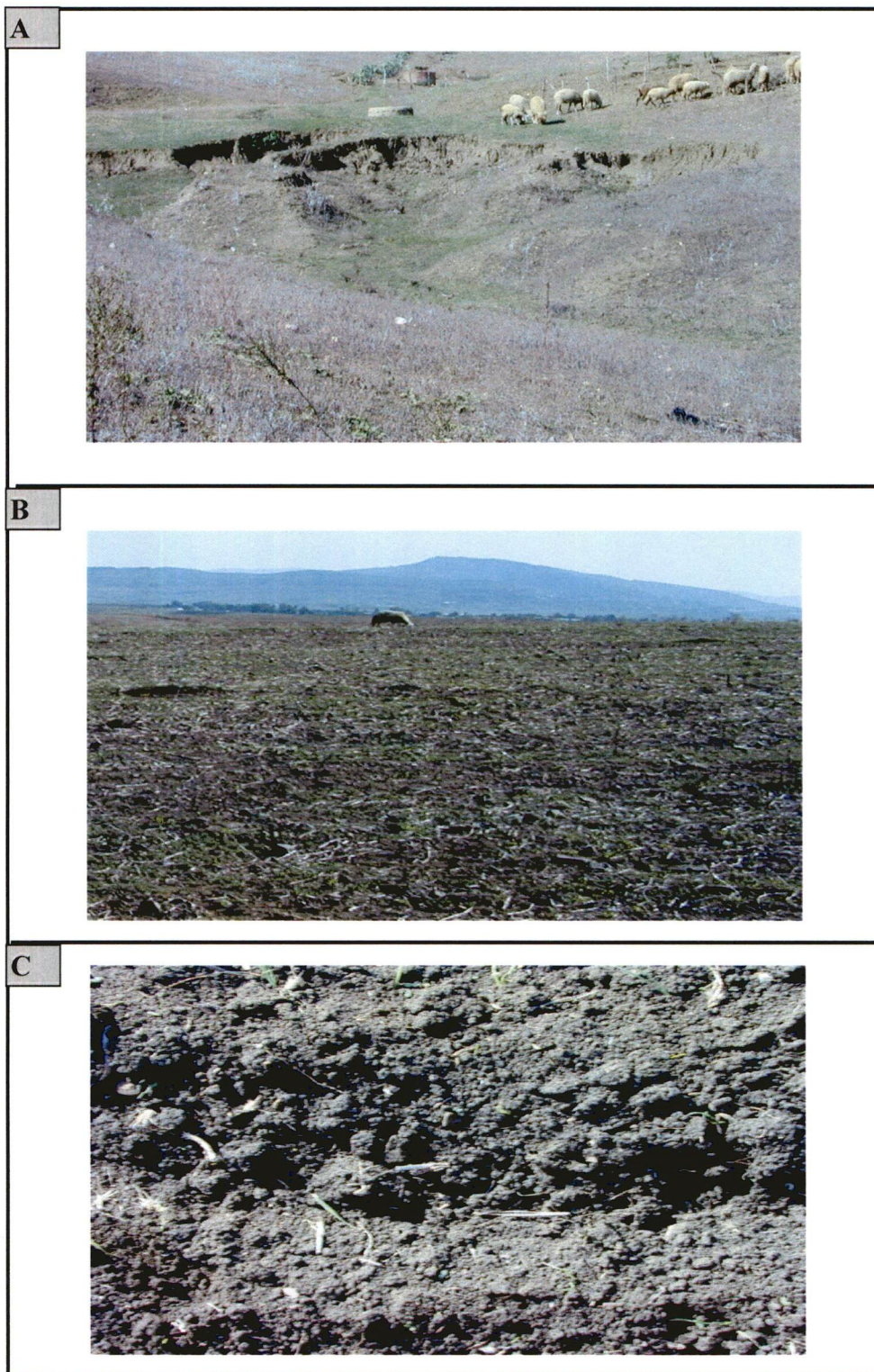
$W_t$  : perte de sol de la surface (horizon de surface),  $W_d$  : déformation du terrain / mouvement en masse

Pour mieux illustrer les résultats synthétisés dans le tableau 7.4, nous avons superposé la carte géologique et les courbes de niveau numérisées sur la carte des conditions de surface établie par l'approche du démixage spectral. Cette manœuvre a pour objet de mettre en exergue la concordance entre la carte résultant de l'exécution de la méthode du démixage spectral par le modèle linéaire et la réalité du terrain : lithologie et MNA. L'analyse de la figure 7.2 montre que la classe des sols fortement dégradés s'associe à la classe des marnes calcaires (voir légende au chapitre 3) et les sols légèrement dégradés, à la classe des argileux limoneuses. Cependant, nous tenons à signaler que les sols fortement dégradés sont bien caractérisés par un terrain accidenté (figure 7.2 et tableau 7.4). Ce constat met en évidence l'effet synergique du relief, de la fragilité du substrat et l'adoption des techniques culturales inadéquates (figures 7.2, 7.3 et 8.1).



**Figure 7. 2.** Superposition de la carte géologique, des courbes de niveau et de la carte des conditions de surface établie par démixage spectral





**Figure 7. 3.** Vérité de terrain. A) sols fortement dégradés, B) sols modérément dégradés, C) sols légèrement dégradés

### **7.3. Analyse de la sensibilité de l'étude de la dégradation des sols par l'approche spectrale**

La présente recherche a conduit à l'étude de la dégradation du sol par différentes approches. Les résultats obtenus ont été présentés au tableau 7.1. Nous avons constaté également l'existence d'une différence significative entre certaines méthodes au niveau de la précision de la classification (tableau 7.2). Cette différence pourrait s'expliquer par plusieurs considérations, entre autres :

#### **7.3.1 Nature de l'état de surface**

À l'échelle des paysages, l'hétérogénéité de l'état de surface peut affecter le signal télédétekté par le capteur. Cette hétérogénéité dépend de plusieurs facteurs, entre autres la rugosité, l'humidité, la texture et la couleur du sol, et le taux de recouvrement de la végétation au sol (Bannari *et al.*, 1996; Escadafal, 1989). Toutefois, le changement de l'état de surface se traduit par une modification de la signature spectrale. Compte tenu de ces considérations, le choix de la date de l'image est important et nous donne une idée sur les conditions de surface. Au Maroc, une image d'été permet d'étudier les sols et leur état de dégradation. À cette période de l'année, les sols sont nus ou ont un taux de recouvrement faible et par conséquent le signal du sol n'est pas masqué. Cependant, le travail du sol lui confère une rugosité grossière qui peut affecter ou changer sa signature spectrale. Ainsi, l'adoption d'une approche purement spectrale ou juste l'utilisation des données d'un capteur optique, est sensible à ces facteurs. Cette sensibilité se traduit par une dégradation de la qualité des résultats et dépend en partie du choix de la méthode, autrement dit de sa robustesse. Cet aspect sera traité dans la prochaine section.

#### **7.3.2 Aspects méthodologiques et règle de décision**

Si l'on s'appuie seulement sur l'information spectrale, les méthodes utilisées ont un comportement différent l'une vis-à-vis de l'autre. Ce comportement pourrait être commenté par la règle de décision. Par exemple, la méthode du SAM est basée sur la similarité de deux spectres en calculant l'écart angulaire entre les deux (voir chapitre 3). Ce concept est très sensible à la définition de cet angle et nécessite plusieurs itérations afin de trouver l'angle optimum permettant



de mieux représenter la réalité du terrain (Sohn *et al.*, 1999; Sohn et Rebello, 2002). Cependant, la méthode du démixage spectral est sensible à la mauvaise calibration, à la correction des images et au bruit instrumental en cas d'utilisation des signatures spectrales prototypes collectées sur le terrain (Sabol *et al.*, 1992). Le processus de traitement des données image adopté dans la présente étude a permis de minimiser cet effet. Par ailleurs, la sélection des *endmembers* pour exécuter le modèle du démixage est primordiale pour améliorer la qualité des résultats (Roberts *et al.*, 1998; Roberts, 1991).

Pour atteindre notre objectif, nous avons adopté une approche fondée sur l'utilisation de l'ACP et de la répartition spatiale des *endmembers*. Cette méthode a permis d'optimiser le nombre de signatures spectrales prototypes mises en jeu pour exécuter le démixage spectral. Par la suite, nous avons constaté que l'adoption de plus de cinq *endmembers* se traduit par une décroissance de l'exactitude et de la précision du résultat final. Ce constat concorde avec les résultats rapportés par Garcia-Haro *et al.* (1996) ainsi que ceux de Roberts *et al.*, (1998). Dans le même contexte, une approche alternative a été développée par Garcia-Haro *et al.* (2000). Il s'agit de la méthode nommée : *Variable Multiple Endmember Spectral Mixture Analysis* (VMESMA). Cette dernière permet de faire varier à la fois le nombre et la combinaison d'*endmembers* pour un pixel donné afin d'en arriver à la modélisation optimale du pixel en utilisant le plus petit nombre d'*endmembers* possible (Garcia-Haro *et al.*, 2000; Roberts *et al.*, 1998). Nous avons reçu une version de cette méthode, mais son application n'a pas amélioré la qualité des résultats par rapport à notre approche du démixage.

Enfin, l'indice développé dans le cadre de la présente recherche a permis d'améliorer le résultat obtenu par la méthode conventionnelle des indices spectraux de 4 %, à partir du coefficient Kappa. C'est une méthode qui permet d'obtenir un résultat quantitatif pour chaque pixel et aide à identifier facilement les zones qui nécessitent des mesures de conservation du sol. En outre, notre approche ne requiert pas un post traitement très long. En effet, une simple analyse de l'histogramme de l'indice LDI permet de définir les seuils afin d'obtenir une carte des conditions de surface (Chikhaoui *et al.*, 2005a). Il faut néanmoins mentionner que son extrapolation à d'autres régions est possible si, et seulement si, nous constatons un contraste spectral entre les classes de sol fortement et légèrement dégradés. Nous pensons que l'indice LDI sera encore plus utile quand il sera combiné avec d'autres sources de données, comme le MNA et des indices



géomorphométriques tels que ceux utilisés par Haboudane *et al.* (2002) ainsi que Hengl et Rossiter (2003).

#### 7.4. Effets du changement d'échelle

La modélisation de la dégradation du sol et la qualité des résultats dépendent en partie de l'échelle d'observation ou de la notion de changement d'échelle. Cette notion a fait l'objet de plusieurs travaux, surtout en science du sol. Cet intérêt s'est traduit par le développement d'une science du changement ou effet d'échelle (Marceau *et al.*, 1991; Marceau et Hay, 2000). Le survol de la littérature nous a permis de soulever plusieurs termes associés au changement d'échelle. Il s'agit de la résolution spatiale des données, de l'organisation et de la représentation cartographique, du champ spatial d'étude et de l'échelle de la modélisation. Dans la présente recherche, nous avons abordé cet aspect en adoptant surtout une démarche descendante. Cette dernière représente le passage à une échelle supérieure à celle de départ comme, à titre d'exemple, le rééchantillonnage des données images de 30 à 15 m.

Dans le chapitre 4, nous avons soulevé l'effet du changement d'échelle. En effet, la réponse spectrale d'une surface naturelle dépend de la dimension de la surface visée. Cette dernière est en fonction de l'IFOV et son augmentation se traduit par une hétérogénéité au niveau du pixel, surtout dans un milieu semi-aride. Dans ce cas, il apparaît primordial de choisir une résolution spatiale optimale pour étudier le phénomène désiré. Ce choix est parfois très délicat à faire. Il dépend de la variabilité spatiale et spectrale du milieu à étudier, de l'objectif fixé et de la méthode adoptée (Stein *et al.*, 1999; Atkinson et Lewis, 2000). Aussi, nous avons bien constaté au chapitre 4 une différence entre les résultats obtenus à partir des données spectroradiométriques et des données image. Cette différence peut être expliquée en partie par l'hétérogénéité de la surface du sol. Ce constat nous amène à la notion d'homogénéité du pixel. Elle consiste en un milieu homogène couvert par des pixels ayant une propriété spectrale bien distincte, autrement dit une signature prototype.

Par ailleurs, l'échelle de mesure explique également la différence constatée au niveau des résultats. Le radiomètre ASD vise une cible réduite à une faible hauteur, permettant une haute sensibilité aux détails, tandis que le capteur ASTER vise une cible plus large et hétérogène. De ce

fait, il apparaît évident que la notion du changement d'échelle est plus prononcée dans le cas des estimations quantitatives d'une composante de surface à partir des données satellitales, tel que constaté au chapitre 4.

La modélisation de la dégradation des sols fait souvent appel au changement d'échelle. Ce changement se manifeste généralement par une dégradation de la qualité des résultats. Dans ce contexte, plusieurs études ont abordé ce phénomène. Par exemple, Hill (1993) a soulevé la qualité de la correction géométrique d'une image ayant une échelle supérieure (15 m dans le cas de l'image ASTER) à celle de la carte topographique (1/50 000) utilisée pour réaliser cette opération. Cependant, pour une zone faiblement accidentée comme la nôtre, le problème est moins accentué. D'autres études ont démontré que le changement d'échelle n'affecte pas significativement le résultat d'une étude qualitative, telle que l'étude des conditions de surface, à un certain seuil (Bierkens *et al.*, 2000). Par ailleurs, nous jugeons utile de mentionner que l'augmentation de la résolution devrait être réalisée avant d'amorcer le processus de la modélisation, afin d'obtenir un résultat satisfaisant. Finalement, il est intéressant de soulever la forte corrélation entre la résolution du MNA et les différentes variables ou indices géomorphologiques dérivés du MNA. En effet, nous avons constaté une sensibilité de l'indice topographique à la résolution du MNA et que tout changement d'échelle se traduit par une modification des indices calculés. Dans notre cas, nous avons noté que la différence entre les indices calculés à partir d'une résolution de 30 m et 15 m du MNA de notre bassin est non significative. Ce constat pourrait s'expliquer par l'absence d'une zone très accidentée dans le bassin ou du fait que nous n'avons pas dépassé le seuil critique de la résolution (Laurent *et al.*, 1998). Le même effet peut être constaté en calculant la pente et l'exposition, tandis que l'altitude est moins sensible à ce changement d'échelle. Ainsi, il est très utile de tenir compte de cette notion d'échelle pour mieux modéliser un phénomène naturel.

## 7.5. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'analyse et à la discussion des résultats. Nous avons réalisé, dans un premier temps, une comparaison des résultats obtenus par les différentes approches et leur interprétation en fonction des observations de terrain. Dans un second temps, nous avons étudié la sensibilité de l'étude de la dégradation des sols par l'approche spectrale. Par la suite, nous

avons illustré l'effet du changement d'échelle sur la modélisation de la dégradation du sol. Ainsi, les résultats trouvés dans le cadre de la présente étude représentent une source d'informations pertinentes pour guider les décideurs à prendre des décisions pour freiner la dégradation du sol. Dans cet ordre d'idée, le chapitre suivant propose un plan d'aménagement de notre bassin.



## Chapitre 8

# Proposition d'un schéma d'aménagement

### 8.1. Introduction

Les chapitres précédents nous ont permis de faire le diagnostic de l'état actuel de la dégradation du sol de notre zone d'étude. Sur la base de ce diagnostic, nous proposons dans le présent chapitre un schéma d'aménagement du bassin afin de freiner et contrôler le processus de dégradation des sols, ainsi que d'améliorer de façon générale la gestion de cet environnement. Toutefois, l'efficacité d'une telle action dépend de sa compatibilité avec les conditions physiques et écologiques du milieu, de sa faisabilité et des facteurs socio-économiques qui prédominent. En effet, un plan d'aménagement doit tenir compte de l'implication et de la mobilisation des habitants tout en étudiant le rapport existant entre le paysan et son milieu. Dans ce contexte, le présent chapitre nous conduit à la présentation du concept d'un plan d'aménagement et du cheminement adopté afin d'atteindre notre objectif. Nous présentons également les mesures de C.E.S. proposées dans notre bassin versant.

## **8.2. Concept et définition d'un plan d'aménagement**

L'aménagement d'un bassin versant requiert l'étude de son comportement hydrologique et de l'activité anthropique existante avant de mettre à profit cette compréhension à la remise en état des régions fortement ou moyennement dégradées, à la conservation de l'eau et du sol et à l'amélioration de la gestion de l'espace, afin d'accroître la productivité du sol à moyen et long termes (Roose, 1994). Dans la présente étude, notre objectif principal est de conserver le patrimoine du sol en utilisant des techniques appropriées pour lutter contre l'érosion et de préserver l'infrastructure hydraulique en aval : la retenue du barrage Saboun ayant une capacité de stockage de l'ordre de 1,1 million m<sup>3</sup> (Chikhaoui, 1998). La démarche adoptée s'appuie sur la carte des conditions de surface générée dans la présente étude et sur l'analyse des caractéristiques physiques du sol (voir chapitre 4, 5 et 6). Elle s'inspire également des entrevues ou entretiens effectués sur le terrain avec un certain nombre d'agriculteurs et de la littérature existante. Ces données nous ont permis de localiser les zones d'intervention immédiates.

Pour répondre à ces préoccupations, nous devrions tenir compte davantage de la possibilité technique et du coût de réalisation d'un tel projet d'aménagement, en adoptant une approche participative qui consiste à impliquer les populations dans le processus d'aménagement et à les sensibiliser aux conséquences de la dégradation des sols, tout en leur expliquant les retombées d'un tel aménagement. Toutefois, la réalisation d'un tel projet s'étale souvent sur plusieurs années et comporte plusieurs étapes. Généralement, il existe trois phases : la première qui consiste à diagnostiquer l'état actuel du bassin, la deuxième qui porte sur l'étude de faisabilité et d'efficacité du projet, la troisième étant celle de la planification des opérations. Par ailleurs, le taux de succès de ces projets dépend dans un premier temps du soutien fourni par les institutions concernées et dans un second temps, de l'appui technique et financier ainsi que des encouragements apportés aux initiatives locales.

## **8.3. Proposition d'un plan d'aménagement et mesures de C.E.S. proposées dans le BV**

Nous avons pu démontrer que la dégradation des sols dans le bassin Saboun est, pour une bonne part, la conséquence directe de l'érosion hydrique. Dans cette section, l'analyse est limitée aux

processus de ruissellement, qui est le facteur principal de l'érosion hydrique, et à l'amélioration de la qualité du sol. Avant de proposer un plan d'aménagement, il est intéressant de présenter les techniques de conservation des eaux et sols les plus utilisées par les aménagistes. Parmi ces techniques, nous trouvons : les banquettes, les cordons en pierres sèches, les cuvettes individuelles, les corrections des ravins, les techniques culturales comme le labour en courbe de niveau, l'installation des bandes enherbées et finalement, la plantation fruitière. La section suivante présente en détail ces techniques.

### **8.3.1. Mesures de C.E.S.**

#### ***8.3.1.1. Banquette et cordon***

La banquette est une technique largement utilisée en milieu semi-aride (Roose, 1994). Elle consiste en un aménagement dressé suivant les courbes de niveau, permettant de favoriser l'infiltration et de freiner le ruissellement et, par conséquent, de prolonger la durée de vie de l'investissement hydraulique de l'aval. Ce type d'aménagement exige une pente faible et un sol profond. Toutefois, l'installation des banquettes sur des marnes ou des argiles gonflantes, autrement dit sur des sols caractérisés par une texture argileuse, est déconseillée. Dans ce contexte, ces ouvrages sont inefficaces et favorisent davantage l'érosion, surtout le glissement de terrain à cause de la fente de retrait qui caractérise ce type de lithologie (Belaid, 1965). Selon Heusch (1986) la construction des banquettes exige un sol à texture légère. Par ailleurs, les cordons en pierres sèches ont le même principe que la banquette. Ce sont des petits murs en pierres permettant de diminuer le ruissellement et de stopper les éléments solides ; or, leur utilisation et leur efficacité restent dépendantes du type de climat de la région d'étude. En effet, dans une zone humide, les seuils sont menacés par le colmatage, ce qui rend leur durée de vie plus courte. Dans ce genre de situation, cette technique nécessite un entretien régulier et son installation demande la présence sur place de pierres de bonne qualité pour en réduire les coûts. Cependant, l'absence de cailloux ou de pierres sur place rend cette opération très coûteuse et décourage les paysans à investir dans ce genre de technique.



#### **8.3.1.2. Correction des ravins**

Cette technique consiste à favoriser l'infiltration par la construction de seuils en pierres ou de cascades d'eau en pierres, armés par grillage (des gabions), pour réduire l'énergie de l'eau et piéger les apports solides. La construction de ces seuils reste coûteuse et nécessite des bailleurs de fonds ou l'intervention de l'État par les services concernés. Également, nous pouvons citer la technique de fixation biologique des berges par une plantation d'arbustes surtout des cactus. Un renforcement mécanique par l'installation de grillage métallique est nécessaire avant le développement de la végétation qui devrait prendre le relais. Cette technique a permis de donner de bons résultats sur les zones marneuses (MAMVA, 1993).

#### **8.3.1.3. Techniques culturales**

Nous présentons dans les paragraphes suivants les principaux moyens permettant de réduire l'érosion en utilisant des techniques culturales appropriées aux conditions particulières d'une région donnée.

La première technique est le travail du sol. Ce dernier permet d'augmenter l'infiltration et la réduction du ruissellement. Cependant, cette technique devrait respecter certaines règles. La principale réside dans le fait qu'un travail superficiel du sol se traduit par une perte progressive de la fertilité (pas d'enfouissement de la matière organique) et une dégradation de l'horizon superficiel (semelle de labour) et par conséquent, un sol plus vulnérable à l'érosion (Dunjo *et al.*, 2003). En outre, le labour des terrains parallèlement aux courbes de niveau permet de réduire d'une façon considérable le ruissellement et par la suite, on note une diminution de la charge solide transportée par l'eau.

Par ailleurs, il apparaît que ce sont les premières averses qui causent beaucoup de dégâts car la majorité des sols sont nus et moins protégés. Pour remédier à cette situation, un labour précoce est recommandé afin de favoriser l'infiltration des eaux de pluie. Ensuite, l'adoption des rotations : céréales - légumineuses fourragères telles que les fèves et la luzerne, pourrait enrichir le sol en fixant l'azote atmosphérique grâce aux nodosités développées aux racines de celles-ci. Ce type de rotation permet, d'une part, de réduire la facture des engrais et d'améliorer

l'alimentation du bétail. D'autre part, elle permet de produire plus de résidus de culture pour enrichir le sol en matière organique.

#### **8.3.1.4. Amélioration de la jachère**

La majorité des agriculteurs adoptent la stratégie d'une jachère non travaillée. En revanche, un travail du sol, parallèlement aux courbes de niveau, offre l'avantage de l'enfouissement de la matière organique et limite le ruissellement en améliorant la perméabilité des sols. Pour atteindre cet objectif, il est recommandé de réaliser le premier labour en été, suivi de deux autres labours au printemps et à l'été suivant.

#### **8.3.1.5. Bandes végétales enherbées**

L'ensemble des études effectuées montre que la technique des bandes enherbées et alternées permet, d'une part, une réduction du ruissellement en favorisant l'infiltration des eaux de précipitations. D'autre part, elles représentent une source d'alimentation du bétail. En outre, cette technique force les agriculteurs à travailler le sol selon les courbes de niveau. Par pratiques agricoles, il est possible de réserver les bandes aux espèces végétales fourragères telles que l'Acacia et l'Atriplex, selon les courbes de niveau, dans les parcelles emblavées en céréales ou autres cultures. Généralement, ces bandes ont une largeur variant de 3 à 4 mètres et sont espacées de 30 à 50 m. Ces bandes peuvent jouer le rôle d'obstacle permettant de piéger la charge solide des eaux ruisselées quand la pente est faible ( $< 6\%$ ) (FAO, 1995).

#### **8.3.1.6. Plantations fruitières**

La plantation fruitière est une technique intéressante et adaptée aux zones accidentées ayant une pente comprise entre 16 et 40 % (FAO, 1995). Elle permet de conjuguer le rôle antiérosif et l'intérêt productif de ce type de plantation. En effet, les arbres fruitiers permettent de prévenir le glissement de terrain et de produire également des fruits servant à augmenter le revenu des agriculteurs. En revanche, la plantation d'arbres fruitiers selon les courbes de niveau force les paysans à travailler le sol dans le sens de ces courbes. En outre, les cultures en dérobée pourraient y être pratiquées, elles permettent une meilleure protection du sol en atténuant l'effet des gouttes de pluie et favorisant l'augmentation du revenu des agriculteurs.



#### **8.3.1.6. Redressement des teneurs en matière organique**

Les sols du milieu semi-aride sont généralement caractérisés par un taux de matière organique faible (Barrow, 1991). À titre d'exemple, les sols du bassin versant Saboun ont un taux de matière organique inférieur à 3 % (voir chapitre 4). Ces teneurs s'expliquent en partie par les techniques culturales adoptées par les agriculteurs. Face à ce constat, la nécessité apparaît évidente d'adopter des mesures de C.E.S qui pourraient contribuer à redresser ces faibles teneurs. Parmi ces techniques, nous citons l'enfouissement des résidus de cultures ou de la paille. Ce dernier entraîne une fixation de l'azote minéral s'il est couplé à un apport de fumier ou d'engrais vert pour corriger les carences du sol. En effet, cette pratique permet d'améliorer le rapport du carbone et d'azote : C/N afin d'activer le processus de minéralisation. Ceci permet également un bon redressement de la matière organique du sol et par conséquent, une amélioration de la structure et de la stabilité structurale du sol. Ce redressement améliore aussi la qualité du sol car la matière organique représente un réservoir d'éléments nutritifs.

#### **8.3.2. Aménagements proposés**

Jusqu'à présent, nous n'avons pas encore proposé un plan d'aménagement adapté au bassin versant Saboun. Compte tenu des différentes données et des résultats obtenus dans la présente étude, nous proposons trois types d'aménagement. Ce choix est justifié par les niveaux de dégradation du sol rencontrés sur le bassin. La démarche développée prend en considération les facteurs socio-économiques. Par ailleurs, l'analyse de la section précédente nous a motivé à adopter les mesures en C.E.S. basées sur les techniques culturales. Ce choix est fondé sur la simplicité de ces techniques et leur possibilité d'être utilisées par les paysans, tout comme sur les conditions particulières de la zone d'étude. Cependant, à partir des constatations présentées dans la section 8.3.1.1, il s'avère ni possible ou ni efficace, d'utiliser les techniques mécaniques comme les banquettes ou les gabions dans notre bassin.

##### **8.3.2.1. Aménagement de la classe des sols légèrement dégradés**

C'est une classe caractérisée par l'érosion diffuse et par un terrain non accidenté (tableaux 7.3 et 7.4). Notre objectif est, dans un premier temps, de limiter le ruissellement et de favoriser l'infiltration. Dans un second temps, nous envisageons de réduire la charge solide transportée par



l'eau afin de protéger l'infrastructure hydraulique de l'aval. Pour ce faire, nous suggérons les techniques suivantes :

- ✎ Adoption des bandes enherbées sur les parcelles agricoles;
- ✎ Modification de l'organisation spatiale uniforme : éviter la monoculture (céréalicultures) sur tout le bassin;
- ✎ Redressement des teneurs en matière organique par des labours précoces, parallèlement aux courbes de niveau, et apport du fumier ou d'engrais vert;
- ✎ Adoption des rotations céréales - légumineuses pour augmenter la teneur en azote.
- ✎ Plantation d'arbres fruitiers.

#### ***8.3.2.2. Aménagement de la classe des sols modérément dégradés***

C'est une classe caractérisée par la présence de jachères et de différents types d'érosion (tableaux 7.3 et 7.4). L'aménagement de cette classe peut être réalisé par les mesures suivantes :

- ✎ Adoption de la stratégie de la jachère travaillée avec enfouissement de la matière organique;
- ✎ Plantation d'espèces végétales à vocation pastorale;
- ✎ Adoption des bandes enherbées sur les terrains;
- ✎ Plantation d'arbres fruitiers selon les courbes de niveau;
- ✎ Contrôle des troupeaux de bétail pour éviter le surpâturage et la dégradation physique du sol par compaction.

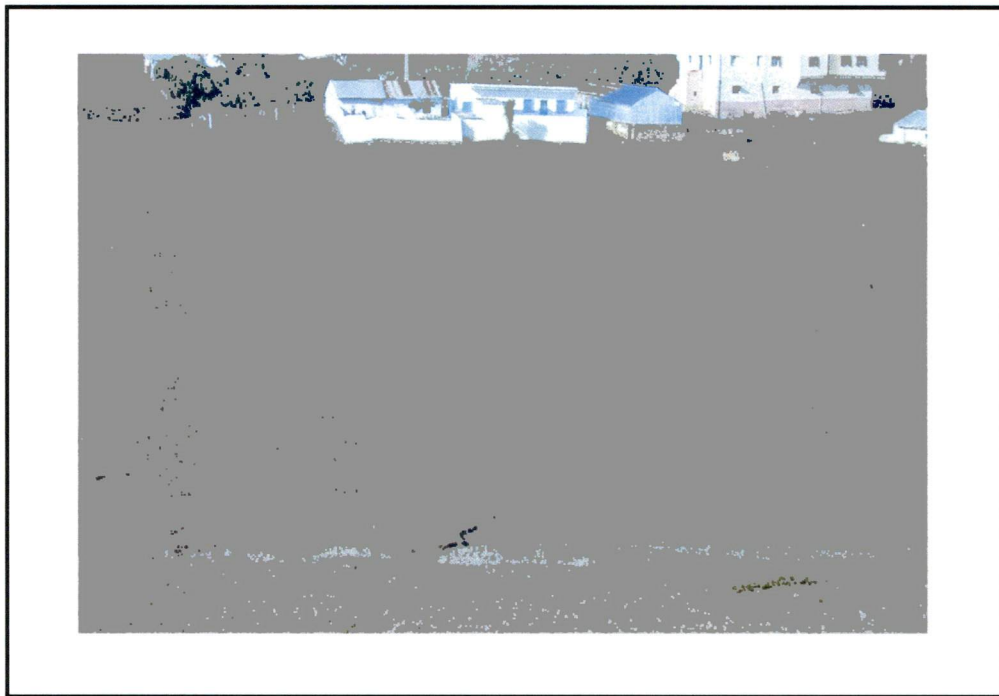
#### ***8.3.2.3. Aménagement de la classe des sols fortement dégradés***

C'est une classe caractérisée par une dégradation du sol très prononcée et nous constatons l'existence de plusieurs types d'érosion (tableaux 7.3 et 7.4). Il est également intéressant de

mentionner que c'est une classe marquée par des pentes relativement raides et techniques culturales inadéquates (figure 8.1).

Devant ces considérations, l'aménagement de cette classe peut être réalisé à travers les techniques suivantes :

- ✎ Plantation d'arbres fruitiers avec enherbement des inter-rangs (figure 8.2) ou des espèces à vocation pastorale;
- ✎ Labour en courbes de niveau;
- ✎ Fixation des berges par l'installation de végétation et correction des ravins;
- ✎ Adoption des bandes enherbées sur les terrains;
- ✎ Cultures en dérobée dans les vergers pour améliorer la protection du sol.



**Figure 8. 1.** Labour au sens de la pente



**Figure 8. 2.** Verger de vignes avec enherbement des inter-rangs (Le Bissonnais, 1988)

Par ailleurs, nous jugeons utile de signaler que l'orientation des versants est perçue par les agriculteurs comme l'un des facteurs les plus importants dans le choix des terres arboricoles. D'une part, la région du Nord est caractérisée par un climat très venté d'orientation est-ouest, ce qui rend toute activité arboricole impossible sur les versants orientés vers l'est. D'autre part, sur les versants orientés vers l'est, le vent violent cause une cassure des plantes; de plus, en été, le vent devient très sec et cause alors la brûlure des feuilles et accentue le stress hydrique.

Jusqu'ici, nous n'avons présenté que les mesures possibles au niveau de la parcelle ou au niveau de l'exploitation agricole. Généralement, ces mesures devraient être effectuées par les paysans. Cependant, l'État doit prendre une part de responsabilité en assurant l'aménagement des ravins et la fourniture des matériaux de construction et des plantes. Nous tenons à mentionner que la complémentarité de ces deux niveaux est primordiale pour réussir ces aménagements et mieux protéger la retenue du barrage Saboun contre l'envasement et sauvegarder l'environnement.



## 8.4. Efficacité et faisabilité du plan d'aménagement proposé

Dans cette partie, nous analysons la faisabilité et l'efficacité du plan d'aménagement proposé dans la section précédente. Or, la modification des techniques culturales adoptées par les agriculteurs fait émerger d'autres problèmes. Parmi ceux-ci, nous citerons :

- ✓ Le statut foncier de l'exploitation, la taille réduite des parcelles, le démembrement, le statut foncier des terres;
- ✓ Le faible revenu des agriculteurs, la forte densité de la population et les traditions d'exploitation des terres;
- ✓ Le manque ou l'insuffisance de techniciens de terrain afin d'assurer un bon encadrement des agriculteurs sur place.

Ces aspects rendent parfois la tâche un peu compliquée et représentent un obstacle devant la réalisation de certaines actions anti-érosives. Cependant, l'implication et la participation des paysans dans la réalisation et l'exécution de ce projet peuvent les responsabiliser et les sensibiliser. Cette tâche est possible par la création de groupes dynamiques d'agriculteurs ou la fondation de coopératives agricoles. Cette stratégie est possible avec l'appui de l'État sous la forme des facilités de crédit. Ce dernier servira au développement d'autres projets tels que l'élevage hors-sol et l'acquisition de races améliorées génétiquement afin d'augmenter le revenu des agriculteurs. Également, à la lumière des résultats obtenus, l'élaboration d'un référentiel technique s'avère très utile pour organiser des ateliers de formation et de vulgarisation.

Le schéma d'aménagement proposé permettrait ainsi d'augmenter la durée de vie du barrage Saboun et le développement du périmètre irrigué de l'aval. Il offre également la possibilité d'améliorer et conserver la qualité de l'eau du lac de la retenue du barrage. En effet, les mesures mises de l'avant permettent d'éviter le phénomène d'eutrophisation et de réduire la salinité de l'eau. Par conséquent, nous éviterons la dégradation des sols du périmètre irrigué de l'aval par le phénomène de salinité.

## **8.5. Conclusion**

Ce chapitre nous a permis de proposer un plan d'aménagement basé sur la carte des conditions de surface établie dans le cadre de la présente étude. Notre démarche a également mis en exergue la nécessité d'aborder les problèmes d'aménagement dans une approche multidisciplinaire. Pour mieux réussir ce genre de projet, il est primordial de faire appel à l'approche participative, à l'analyse socio-économique et à l'appui des autorités locales dans les différentes phases de son développement.

## **Partie 4**

# **Conclusions et recommandations**

### **Chapitre 9: Conclusions et recommandations**



## Chapitre 9

# Conclusions et recommandations

### 9.1. Conclusion générale

Depuis le sommet de Rio en 1992, l'étude de la dégradation des sols est devenue une préoccupation majeure pour la communauté scientifique internationale. Les différentes études ont identifié l'érosion comme étant la principale cause de la dégradation des sols. En effet, l'érosion cause des dégâts importants sur les parcelles agricoles et dégrade également la qualité des eaux. Afin de freiner ce phénomène, l'identification des zones fortement dégradées devient un préalable nécessaire (Commission des communautés européennes, 2002). Notre recherche s'inscrit dans ce contexte et propose une nouvelle méthodologie adaptée aux environnements semi-arides, notamment celui du Rif marocain.

L'élaboration d'une nouvelle méthodologie de caractérisation des sols nous a permis de procéder à un diagnostic concis de leur état de dégradation. Pour atteindre les objectifs assignés à notre étude, deux approches ont été adoptées. La première consiste en une analyse spectrale basée sur

l'utilisation des indices spectraux et du démixage spectral. Ce procédé permet de comprendre la relation de synergie entre les propriétés spectrales des sols et leur état de dégradation. La deuxième approche repose sur la modélisation des données multisources à travers un réseau de neurones.

L'approche spectrale retenue englobe plusieurs méthodes. Dans un premier temps, nous avons utilisé les indices spectraux pour caractériser les conditions de surface de notre bassin. Les indices adoptés sont au nombre de trois : l'indice de forme, l'indice de brillance et l'indice RBD caractérisant la bande d'absorption du calcaire (Bande AST\_8). Le résultat obtenu montre que l'intégration des bandes 2 ( $0,63-0,69 \mu m$ ), 6 ( $2,185-2,225 \mu m$ ) et 8 ( $2,295-2,365 \mu m$ ) du capteur ASTER, dans le calcul des indices spectraux, apporte plus de précision et décrit assez fidèlement la réalité du terrain. Cependant, certaines dispositions doivent être prises en amont car le choix de la combinaison adéquate des bandes permettant de mieux discriminer les différents niveaux de dégradation des sols est une étape longue et cruciale qui nécessite une expertise et une bonne connaissance de l'environnement à étudier.

À la lumière des résultats obtenus par l'utilisation des indices spectraux dérivés des données ASTER, nous avons conçu une nouvelle méthode basée sur le concept de la droite des sols qui exploite le potentiel de l'ensemble des bandes pour un capteur donné. Nous avons nommé notre approche LDI (*Land Degradation Index*). Cette méthode est intéressante dans le sens où elle permet d'obtenir des résultats quantitatifs plus détaillés. Par ailleurs, nous avons établi une corrélation entre les données ASTER et le taux d'argile basée sur les indices spectraux. La combinaison des bandes 5 et 6 permet d'obtenir une meilleure estimation du taux d'argile, avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0,67. L'analyse des données image et la validation du résultat obtenu via les paramètres du semi-variogramme ont été réalisées à l'aide d'une approche géostatistique. Le résultat final est prometteur, comparativement aux études similaires menées dans d'autres régions et nous incite à suggérer l'application de cette approche à d'autres types de milieux.

En outre, cette étude a révélé que l'approche géostatistique constitue un outil intéressant d'analyse des données image. Elle permet de faire la mise en évidence de la dépendance et de l'organisation

spatiale de ce type de données ainsi que celle de la dynamique existante entre la surface du sol et les données image.

Consécutivement, l'application de la méthode SAM comme méthode de classification, nous a permis d'obtenir la carte des conditions de surface. D'une manière générale, il a été constaté que les résultats obtenus par cette approche sont globalement satisfaisants, mais moins précis que ceux obtenus en utilisant les indices spectraux. Dans une étape subséquente, nous avons exécuté le démixage spectral afin de discriminer les différents niveaux de dégradation des sols. Afin d'obtenir des résultats satisfaisants, nous avons développé une approche basée sur l'ACP et la répartition spatiale des *endmembers*.

D'autre part, l'analyse multivariée des données spectrales *in situ* a permis d'obtenir des résultats de qualité. Ces résultats ont permis, d'une part, d'optimiser le choix des *endmembers* pour exécuter les différentes méthodes et, d'autre part, de justifier le choix des indices spectraux et celui de la méthode de classification retenue pour générer la carte des conditions de surface à partir des images de fractions.

En plus de l'approche spectrale, nous avons modélisé la dégradation des sols à travers un réseau de neurones MLP à rétropropagation. Pour atteindre cet objectif, trois types de données ont été mis à contribution : les variables dérivées de la topographie du bassin, les variables extraites de l'image et la variable texturale. Le choix de ces variables est basé, d'une part, sur leur pertinence à modéliser la dégradation du sol et, d'autre part, sur la littérature et la nature des réalités de la zone d'étude. Ainsi, nous avons constaté que l'intégration des données de télédétection, des données topographiques et des données multisources dans un SIG, et leur modélisation à travers un réseau de neurones, permet une amélioration significative de la précision des résultats de la classification. Cependant, la configuration du RN reste une étape cruciale et exige une réponse à plusieurs questions, entre autres, le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, le nombre d'éléments d'apprentissage, la définition des poids initiaux, etc. Notre recherche a pu apporter quelques pistes de réponse à ces questions afin d'aider les prochains utilisateurs à mettre à profit cet outil pour atteindre leurs objectifs. La modélisation à travers les RN doit être vue comme un outil servant à appréhender la dynamique et à comprendre le mécanisme de la dégradation des sols.



Par comparaison, nous avons clairement mis en relief l'existence d'une correspondance globale entre les résultats obtenus par les différentes approches, du fait que ces résultats concordent avec la réalité du terrain. Par ailleurs, l'approche neuronale se démarque par un taux de précision plus élevé dû à l'intégration de données multisources à l'information spectrale.

La validation des différents résultats est basée sur la photo-interprétation, la réalité de terrain et l'analyse de la variabilité spatiale des données par l'approche géostatistique.

Au regard des résultats obtenus, nous avons atteint les différents objectifs assignés à notre étude. De même, les hypothèses formulées ont été vérifiées et nous avons démontré l'utilité de la méthode GLASOD dans l'évaluation et l'étude de la dégradation des sols.

## **9.2. Originalité de la recherche**

L'originalité de cette recherche réside, d'une part, dans le développement d'une nouvelle approche spectrale pour l'étude de la dégradation des sols et, d'autre part, dans la mise en exergue de l'apport des données ASTER dans l'étude du phénomène de dégradation des sols dans le bassin méditerranéen (nord du Maroc). En effet, nos résultats montrent que l'application de l'indice LDI reste assez simple dans sa façon d'appréhender l'état de dégradation des sols et permet d'obtenir des résultats satisfaisants. De plus, les résultats quantitatifs qu'il génère permettent d'avoir une vision d'ensemble de la dynamique des sols. De même, la présente thèse a montré l'apport de l'approche neuronale dans la modélisation de la dégradation du sol, à l'échelle régionale ou du bassin versant.

Les résultats obtenus au chapitre 4 démontrent l'utilité des données du capteur ASTER dans l'étude de la variabilité spatiale de la texture des sols, paramètre hydrologique intéressant, à l'échelle régionale. Cette étude a permis d'établir un nouvel indice, nommé NDCI, qui permet d'estimer le taux d'argile de l'horizon superficiel à partir des données du capteur ASTER, celui-ci apportant une information accrue dans la détermination de la fraction argileuse comparativement aux données des capteurs classiques. En effet, elle permet d'améliorer les résultats obtenus, à partir des données du capteur TM, dans le cadre du projet de cartographie des sols à Settat (Maroc) en déterminant la classe des sols calcimagnésiques riches en argile (Hinse et

*al.*, 1989). Finalement, à la lumière des résultats obtenus, nous avons pu montrer que l'utilisation des seules données du capteur ASTER permet une étude de la dégradation des sols car elles fournissent l'information spectrale et topographique en générant le MNA à partir du couple de bandes stéréoscopiques.

Par ailleurs, notre étude a permis d'évaluer et de comparer plusieurs approches pour l'étude de la dégradation des sols. Également, grâce aux résultats obtenus, nous avons été en mesure d'élaborer un schéma d'aménagement du bassin versant Saboun, tel que proposé au chapitre 8.

### **9.3. Recommandations et perspectives**

Au terme de cette étude, plusieurs pistes de recherche s'ouvrent, qui offrent des perspectives à plusieurs niveaux :

- ✓ La qualité des résultats de l'indice LDI nous incite à recommander l'application de cet indice à d'autres sites d'études et de la valider par d'autres types de capteurs.
- ✓ L'utilisation de l'indice LDI ou NDCI sera encore plus intéressante quand elle sera combinée avec d'autres sources de données, comme le MNA et les indices géomorphométriques.
- ✓ La présente étude n'a pas exploité la totalité des données fournies par le capteur ASTER, telles que les données du domaine spectral de l'Infrarouge Thermique (IRT) qui peuvent apporter des informations complémentaires à l'étude des sols, ainsi que la possibilité de générer le MNA à partir des données stéréoscopiques de la bande 3.
- ✓ Au plan pratique, il serait intéressant d'élaborer une carte de vocation des terres pour évaluer leur aptitude par rapport à leur exploitation actuelle, en se basant sur les résultats obtenus au chapitre 4 et la carte des conditions de surface.
- ✓ Finalement, il apparaît très intéressant de fusionner les données ASTER et les données RADARSAT pour étudier l'état de surface. En effet, les données RADARSAT

permettent de modéliser la rugosité et l'humidité du sol, deux variables qui peuvent améliorer les résultats obtenus au chapitre 4.



## Références

Abrams, M. (1997) The Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer ASTER: data products for the high spatial resolution imager on NASA's Terra platform. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 21, p. 847-859.

Adams, J. B., Smith, M. O. & Gillespie, A. R. (1989) Simple models for complex natural surfaces: a strategy for the hyperspectral era of remote sensing. *Proceedings of the IGARSS'89 Symposium*, 10-14 July, Vancouver, vol. 1, p. 16-21.

Adams, J. B., Sabol, B. & Kapos, V. (1995) Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: application to land cover change in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, vol. 52, p. 137-154.

Ait Fora, A. (1995) Modélisation spatiale de l'érosion hydrique dans un bassin versant du Rif marocain : Validation de l'approche géomatique par la sédimentologie, les traceurs radioactifs et la susceptibilité magnétique des sédiments. Thèse de doctorat (PhD), Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec-Canada, 280p.

An, P. & Chung, C. F. (1994) Neural Network approach for geological mapping: Technical background and case study. *Journal canadien de télédétection*, vol. 20, p. 293-301.

Anys, H. (1991) Utilisation des données de télédétection dans un système d'information géographique pour l'étude de l'érosion hydrique du bassin versant de l'Oued Aricha, Settat, Maroc. Mémoire de M. Sc., Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec-Canada, 83 p.

Anys, H., Bonn, F. & Merzouk, A. (1994) Remote sensing and GIS based mapping and modeling of water erosion and sediment yield in a semi-arid watershed of Morocco. *Geocarto International*, vol. 9, p. 31-44.

Arora, M. K., Das Gupta, A. S. & Gupta, R. P. (2004) An artificial neural network approach for landslide hazard zonation in the Bhagirathi (Ganga) Valley, Himalayas. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 25, p. 559-572.

Arsenault, E. & Bonn, F. (2001) Evaluation of soil erosion protective cover by crop residues using vegetation indices and spectral mixture analysis of multispectral and hyperspectral data. 23<sup>rd</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing, 21-24 August 2001, Sainte-Foy, Québec-Canada.

Atkinson, P. M. (1997) On estimating measurement error in remotely-sensed images with the variogram. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 18, p. 3075-3084.

Atkinson, P. M. & Lewis, P. (2000) Geostatistical classification for remote sensing: an introduction. *Computers & Geosciences*, vol. 26, p. 361-371.

Bannari, A., Huete, A. R., Morin, D. & Zagolski, F. (1996) Effets de la couleur et de la brillance du sol sur les indices de végétation. *Int. J. Remote Sensing*, vol.17, p. 1885-1906.

Bannari, A., He, D. C. & Anys, H. (1998) Analyse de l'apport de deux indices de végétation à la classification dans les milieux hétérogènes. *Journal canadien de télédétection*, vol. 24, p. 233-239.

Baret, F., Guyot, G. & Major, D. J. (1989) TSAVI: A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. *Proceeding of the 12<sup>th</sup> Canadian Symposium on Remote Sensing*, Vancouver, p. 1355-1358.

Barrow, C. J. (1991) Land degradation: development and breakdown of terrestrial environments, Cambridge University Press, 295p.

Basheer, I. A. & Hajmeer, M. (2000) Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, vol. 43, p. 3-31.

Belaid, R. (1965) Le bassin versant du moyen Miliane entre le pont du Fahs et le djebel Oust : étude géomorphologique. Thèse ULP Strasbourg, Ds n° 304, 200p.

Ben Abid, A. (1982) Étude phytoécologique, biogéographique et dynamique des associations et series sylvatiques du Rif (Maroc). Thèse de doctorat, Université d'Aix-Marseille, 200p.

Ben-Dor, E. & Banin, A. (1994) Visible and near infrared (0,4-1,1mm) analysis of arid and semiarid soils. *Remote Sensing of Environment*, vol. 48, p. 261-274.

Berberoglu, S., Lloyd, C. D., Atkinson, P.M. & Curran, P.J. (2000) The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computers & Geosciences*, vol. 26, p. 385-396.

Biard, F. & Baret, F. (1997) Crop residue estimation using multiband reflectance. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, p. 530-536.

Bierkens, M. F. P., Finke, P. A. & De Willigen, P. (2000) Upscaling and Downscaling Methods for Environmental Research, Kluwer Academic Publishers, 190 p.

Bishop, C. M. (1995) Neural Networks for pattern recognition. Oxford University Press Inc., New York.

Boer, M., Del Barrio, G. & Puigdfabregas, J. (1996) Mapping soil depth classes in dry Mediterranean areas using terrain attributes derived from digital elevation model. *Geoderma*, vol. 72, p. 99-118.



Bonn, F. & Escadafal, R. (1996) La télédétection appliquée aux sols. Chapitre 3, Précis de télédétection, vol. 2 (Applications), F. Bonn, éd., PUQ/AUPELF.

Bonn, F. (1998) La spatialisation des modèles d'érosion des sols à l'aide de la télédétection et des SIG : possibilités, erreurs et limites. Sécheresse, vol. 9, p. 185-192.

Buchter, B., Aina, P. O., Azari, A. S. & Nielsen, D. R. (1991) Soil spatial variability along transects. Soil technology, vol. 4, p. 297-314.

Caloz, R. & Collet, C. (2001) Précis de télédétection : Traitements numériques d'images de télédétection, vol. 3, Presses de l'Université du Québec/AUPELF, Sainte-Foy, p. 489.

Chappell, A. (1998) Using remote sensing and geostatistics to map <sup>137</sup>Cs-derived net soil flux in south-west Niger. Journal of Arid Environments, vol. 39, p. 441-455.

Chappell, A., Seaquist, J. W. & Eklundh, L. (2001) Improving the estimation of noise from NOAA AVHRR NDVI for Africa using geostatistics. Int. J. Remote Sensing, vol. 22, p. 1067-1080.

Chikhaoui, M. (1998) Fonctionnement hydrologique et risques d'envasement du barrage Saboun. Mémoire de troisième cycle agronomie, IAV Hassan II, Rabat-Maroc.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Merzouk, A., Mejjati, M. & Cliche, P. (2001) Diagnostic de l'état de dégradation du sol à partir de l'analyse statistique des données spectrales : cas d'un petit bassin du Rif marocain. Symposium international - Faculté des Sciences, Marrakech 12-15 Novembre, Maroc.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Merzouk, A., Mejjati, M. & Cliche, P. (2004a) Étude de la dégradation des sols par l'approche SAM et les indices spectraux à partir des données ASTER et Landsat ETM+: cas d'un petit bassin du rif marocain. X<sup>ème</sup> Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de l'AUF. Ottawa, 24-29 mai 2004, Canada.

Chikhaoui, M., Bonn, F. & Merzouk, A. (2004b) Land Degradation Mapping in a Semi Arid Mediterranean Area using ASTER Data, Spectral Angle Mapping and Spectral Mixture Analysis. 3<sup>rd</sup> Workshop of the EARSeL on Remote Sensing for Developing Countries, Caire (Égypte) 26-29 Septembre.

Chikhaoui, M., Bonn, F. & Merzouk, A. (2004c) Cartographie de la fraction argileuse du sol dans le Rif marocain à l'aide du capteur ASTER et de l'analyse géostatistique, Revue internationale de Géomatique, volume 14, n°3-4/2004, p.359-377.

Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, A. I. & Merzouk, A. (2005a) A spectral index for land degradation mapping using ASTER data: application to a semi arid Mediterranean catchment. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. vol. 7, p. 140-153.



Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, A. I. & Merzouk, A. (2005b) Évaluation du potentiel de l'indice LDI pour l'étude des états de surface: étude comparée à partir des capteurs ASTER et ETM+. 26<sup>ème</sup> Symposium canadien de télédétection, Wolfville, Nouvelle Écosse, juin 14-16, Canada.

Chikhaoui, M., Bonn F. et Merzouk A., Lacaze, B. & Mejjati, M. (2005c) Étude de la dégradation des sols par l'approche SAM et les indices spectraux à partir des données ASTER. (En préparation pour la Revue Télédétection).

Chikhaoui, M., Bonn, F., Bokoye, A. I. & Merzouk, A. (2005d) Comparaison des capteurs ASTER et ETM+ pour la cartographie de la dégradation des sols à l'aide de l'indice LDI. Journal canadien de télédétection, accepté.

Commission des communautés européennes (2002) Communication de la commission au conseil, au parlement européen, au comité économique et social et au comité des régions : Vers une stratégie thématique pour la protection des sols. [http://europa.eu.int/eur-lex/fr/com/pdf/2002/com2002\\_0179fr01.pdf](http://europa.eu.int/eur-lex/fr/com/pdf/2002/com2002_0179fr01.pdf)

Conacher, A. J. & Sala, M. (1998) Land degradation in Mediterranean environments of the world: nature and extent, causes and solutions. Wiley & Sons, 491 p.

Cohen, J. (1960) A coefficient of agreement for nominal scales, Edu. Psychol. Measurement, vol. 20, p. 37-46.

Congalton, R. G. (1991) A review assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, vol. 37, p. 35-46.

Congalton, R. G. & Mead, R. A. (1983) A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. Vol. 49, p. 67-74.

Congalton, R. G. & Green, K. (1999) Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices. (London: Lewis Publishers).

Coulibaly, L. (2001) Intégration de données multi-sources de télédétection et de données morphométriques pour la cartographie des formations meubles : Région de Cochabamba en Bolivie. Thèse de doctorat (PhD), Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec-Canada, 177p.

Courault, D. & Girard, M. C. (1988) Relationships between the soils composition and their spectral signature. In: 5<sup>th</sup> ISSS Symposium of the Working Group Remote Sensing. Budapest, p. 178-185.

Crowley, J. K., Brickey, D. W., & Rowan, L. C. (1989) Airborne imaging spectrometer data of the Ruby Mountains, Montana: mineral discrimination using relative absorption band-depth images. *Remote Sensing of Environment*, vol. 29, p. 121–134.

Cròsta, A. P., Sabine, C. & Taranik, J. V. (1998) Hydrothermal alteration mapping at Bodie, California, using AVIRIS hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 65, p.309-319.

Curran, P. J. & Atkinson, P. M. (1998) Geostatistics and remote sensing. *Progress in Physical Geography*, vol. 22, p. 61-78.

Cyr, L., Bonn, F. & Pesant, A. (1995) Vegetation indices derived from remote sensing for an estimation of soil protection against water erosion. *Ecological Modelling*, vol. 79, p. 277-285.

De la Rosa, D., Mayol, F., Moreno, J. A., Bonson, T. & Lozano, S. (1999). An expert-system/neural-network model (ImpelERO) for evaluating agricultural soil erosion in Andalusia region, southern Spain. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, **73**, 211-226.

De la Rosa, D., Moreno, J.A., Mayol, F. & Bonson, T. (2000) Assessment of soil erosion vulnerability, potential impact on crop productivity and agricultural management response for selected benchmark sites in western Europe using ImpelERO model. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, vol. 81, p. 179-190.

Dhman, H. (1995) Établissement d'un SIG pour la cartographie de l'érosion des sols: Application au bassin versant de Tleta. Mémoire de troisième cycle, ENFI-Salé, 125p.

Duguay, C. R. & D. R. Peddle (1996) A comparison of evidential reasoning and neural network approaches in the multi-source classification of alpine tundra. *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 22, p. 313-320.

Dunjo, G., Pardini, G. & Gispert, M. (2003) Land use change effects on abandoned terraced soils in a Mediterranean catchment, NE Spain. *Catena*, vol. 52, p. 23–37.

ENVI 3.5, User's Guide (2001) Research Systems, Inc., Boulder, CO. 948 p, [www.RSInc.com](http://www.RSInc.com).

Escadafal, R. (1989) Caractérisation des sols arides par observations de terrain et par télédétection, applications : exemple de la région de Tataouine (Tunisie). Collection études et thèses, édition de l'ORSTOM. Thèse de doctorat, Université Paris VI, 340p.

Escadafal, R. & Huete, A. R. (1991) Étude des propriétés spectrales des sols arides appliquée à l'amélioration des indices de végétation obtenus par télédétection. *Science Académique*, Paris t. 312 (série II), p. 1385-1391.



Escadafal, R., Girard, M-C., & Courault, D. (1989) Munsell soil color and reflectance in the visible spectral bands of Landsat MSS and TM data. *Remote Sensing of Environment*, p. 37-46.

Escadafal, R., Belghith, A. & Ben Moussa, H. (1994) Indices spectraux pour la télédétection de la dégradation des milieux naturels en Tunisie aride. *Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Symposium on 'Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing'*, 17-24 Jan, 1994, Val d'Isère, France, CNES ESA publ.

Escadafal, R. & Bacha. S. (1995) Strategy for the dynamic study of desertification. *Proceedings of the ISSS International Symposium (working groups RS and MD)*, Ouagadougou, Burkina Faso, 6-10 Février, p. 19-34.

Farage, G. (2004) Simulation de la dynamique spatio-temporelle basée sur la théorie des automates cellulaires et des réseaux de neurones dans un système d'information géographique. *Mastère des Systèmes des Communications Numériques*, ENST-Bretagne, France.

FAO (1994) The collection and analysis of land degradation data. *RAPA Publication 1994/3*, Bangkok: FAO/RAPA.

FAO (1995) Guidelines: land evaluation for rainfed agriculture. *Soil bulletin 52*, FAO, Rome.

Feng, J., Wang, T., Qi, S. & Xie, C. (2005) Land degradation in the source region of the Yellow River, northeast Qinghai-Xizang Plateau: classification and evaluation. *Environ. Geol.*, vol. 47, p. 459-466.

Florinsky, I. V., Eilers, R. G., Manning, G. R. & Fuller, L. G. (2002) Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling&software*, vol. 17, p. 295-311.

Forest, C. (1996) Comparaison des données spectroradiométriques et de terrain pour l'évaluation de la dégradation des sols dans le Sud –Est de l'Espagne. *Mémoire de maîtrise*, Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec-Canada, 168 p.

Freebairn, D., M. & Wockner, G. H. (1986) A study of soil erosion on vertisols of the eastern Darlin Downs, Queensland I : Effects of Surface Conditions on Soil Movement Within Sontour Bay Catchments. *Australian Journal of Soil Science*, vol. 24, p. .

Gallichand, J. & Marcotte, D. (1993) Mapping clay content for subsurface drainage in the Nile Delta. *Geoderma*, vol. 58, p. 165-179.

Galvao, L. S. & Vitorello, I. (1995) Quantitative approach in the spectral reflectance-lithostratigraphy of the Wind River and southern Bighorn basins, Wyoming. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 9, p. 1617-1631.



Garcia-Haro, F. J., Gilbert, M. A. & Melia, J. (1996) Linear spectral mixture modelling to estimate vegetation amount from optical spectral data. *Int. J. Remote Sensing*, vol.17, p. 3373-3400.

Garson, G. D. (1998) *Neural Networks: An Introductory Guide for Social Scientists*. London : SAGE Publications.

Gessler, P. E., Moore, I. D., McKenzie, N. J. & Ryan, P. J. (1995) Soil-landscape modelling and spatial prediction of soil attributes. *International Journal of Geographical Information Systems*, vol. 9, p. 421-432.

Guyot, G., Gu, X. F., Weiss, M. & Baret, F. (1996) Du signal satellitaire à la réflectance au sol : Problèmes directs et inverses. *Photo-Interprétation*, vol. 34, p. 119-142.

Haboudane, D. (1999) *Intégration des données spectrales et géomorphométriques pour la caractérisation de la dégradation des sols et l'identification des zones de susceptibilité à l'érosion hydrique*. Thèse de doctorat (PhD), Département de géographie et de télédétection, Université de Sherbrooke, Québec-Canada, 180p.

Haboudane, D., Bonn, F., Royer, A., Sommer, S. & Mehl, W. (2002) Land degradation and erosion risk mapping by fusion of spectrally based information and digital geomorphometric attributes. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 18, p. 3795–3820.

Hair, J. F. Jr., Anderson, R. E., Tatham, R. L. & Black, W. C. (1995) *Multivariate Data Analysis*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

Haralick, R. M., Shanmugan, K. & Dinstein, I. (1973) Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-3, No. 6, p. 610-621.

Hecht-Nielsen, R. (1987) Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. *Proceedings of the First IEEE International Conference on Neural Networks*, San Diego, CA, 21–24 June 1987, edited by M. Caudill and C. Butler (New York: IEEE), p. 11–14.

Hengl, T. & Rossiter, D. G. (2003) Supervised Land Form Classification to Enhance and Replace Photo-Interpretation in Semi-Detailed Soil Survey. *Soil Science Society of America Journal*, vol. 67, p. 1810-1822.

Heusch, B. (1986) Cinquante ans de banquettes de DRS-CES en Afrique du Nord : un bilan. *Cah. ORSTOM, sér. Pédol.*, vol. 12, p. 153-161.

Hill, J. (1993) High precision land cover mapping and inventory with multi-temporal earth observation satellite data – The Ardèche experiment. Joint Research Centre, Institute for Remote Sensing Applications (Ispra: EMAP).

- Hill, J., Mégier, J. & Mehl, W. (1995) Land degradation. soil erosion and desertification monitoring in Mediterranean ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, vol.12, p. 237-260.
- Hill, J., Hostert, P., Tsiourlis, G., Kasapidis, P., Udelhoven, T. & Diemer, D. (1998) Monitoring 20 years of intense grazing impact on the Greek island of Crete with earth observation satellites, *Journal of Arid Environments*, vol. 39, p. 165-178.
- Hinse, M., Gwyn, Q. H. J. , Merzouk, A. & Bonn F. (1989) Utilisation des mesures radiométriques de terrain pour la cartographie satellitaire des sols d'une région semi-aride du Maroc. C. R., IGARSS'89, 12<sup>e</sup> Symposium canadien sur la télédétection, Vancouver, p. 684-687.
- Hopfield, J. J. (1984) Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 81, p. 3088-3092.
- Hoosbeek, M. R., Stein, A. & Bryant, R. B. (1997) Mapping soil degradation. In: *Methods for assessment of soil degradation* (Ed. By R. Lal, W. H. Blum, C. Valentin and B. A. Stewart), CRC Press, Boca Raton. *Advances in Soil Science*, p 407-423.
- Houssa, R., Merzouk, A., Abdellaoui, B. & Aberkan, M. (1998) Cartographie des états de surface en relation avec le processus de ruissellement des sols: région du nord du Maroc. La réalité de terrain en télédétection: pratique et méthode. Éd. AUPELF-UREF.
- Hudson, N. W. (1957) Erosion control research progress report: an experiment at Henderson research station 1953-1956 Rhodesia, Agr.
- Hudson, N. W. (1971) *Soil Conservation*. Batsford, London, 320 p.
- Ichoku, C. & Karnieli, A. (1996) A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation. *Remote Sensing Reviews*, vol. 13, p. 116-181.
- INRA (1983) Rapport pédologique du Tangérois, section pédologique. Direction de la recherche agronomique, Tanger, Maroc.
- Issaks, E. H & Srivastava, R. M. (1989) *An introduction to applied geostatistics*. Oxford University Press, New York, 561 p.
- ISRIC (1993) Global and national soils and terrain digital databases (SORTER). *Procedures Manual*. Wageningen: ISRIC. 140p.
- Iwasaki, A., Fujisada, H., Akao, H., Shindou, O. & Akagi, S. (2001) Enhancement of Spectral Separation Performance for ASTER / SWIR. *SPIE-Proceedings*, ([www.aist.go.jp/ETL/~aiwasaki/space/aster/SPIE4486-6VG.pdf](http://www.aist.go.jp/ETL/~aiwasaki/space/aster/SPIE4486-6VG.pdf)).
- Jackson, R. D., Printer, P. J, Paul, J., Reginato, R. J., Robert, J. & Idso, S. B. (1980) *Hand-held radiometry*. Agricultural Reviews and Manuals ARM-W-19. Oakland, California: U.S.



Department of Agriculture, Science and Education Administration, ARM-W-19, Phoenix, Arizona, U.S.A., 66p.

Journel, A. G. & Huijbregts, C. J. (1978) Mining Geostatistics, Academic Press, London, 600p.

Kanellopoulos, I. & Wilkinson, G. G. (1997) Strategies and best practice for neural network image classification. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 18, p. 711–725.

Kavzoglu, T. & Mather, P. M. (2002) Pruning artificial neural networks: an example using land cover classification of multi-sensor images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 20, p. 2787–2803.

Kohonen, T. (1989) Self-organization and Associative Memory, 3<sup>rd</sup> Edition. Springer, New York.

Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Shapiro, P. J. & Goetz, A. F. H. (1993) The Spectral Image Processing System (SIPS)-Interactive Visualization and Analysis of Imaging Spectrometer Data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 44, p. 145-163.

Lacaze, B., Rambal, S. & Winkel, T. (1994) Identifying spatial patterns of Mediterranean landscapes from geostatistical analysis of remotely-sensed data. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 12, p. 2437-2450.

Laurent, F., Delclaux, F. & Graillet, D. (1998) Perte d'information lors de l'agrégation spatiale en hydrologie. Application à un modèle hydrologique. *Revue internationale de géomatique*, vol. 8, p. 99-119.

Le Bissonais, Y., (1988) Analyse des mécanismes de dégradation et de modélisation des particules de terre sous l'action des pluies. Thèse Université d'Orléans. 216 p.

Lee, S., Ryu, J-H, Min, K., & Won, J-S. (2003) Landslide susceptibility analysis using GIS and artificial neural network. *Earth Surface Process and Landforms*, vol. 28, p. 1361-1376.

Lelong, F., Roose, E., Darthout, R. & Trevisan, D. (1993) Susceptibilité au ruissellement et à l'érosion en nappes de divers types texturaux de sols cultivés et du territoire français. *Sciences du sol*, vol. 31, p. 251-279.

Levine, E. R., Kimes, D. S. & Sigllito, V. G. (1996) Classifying soil structure using neural networks. *Ecological Modelling*, vol. 92, p. 1001-108.

Licznar, P. & Nearing, M. A. (2003) Artificial neural networks of soil erosion and runoff prediction at the plot scale. *Catena*, vol. 51, p. 89-114.

Ludwig, B. (1992) L'érosion par ruissellement concentré de terres cultivées du Nord du bassin Parisien : analyse de la variabilité des symptômes d'érosion à l'échelle du bassin versant élémentaire. Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg, France.



Madeira, J., Bédidi, A., Pouget, M., Cervelle, B. & Flay, N. (1995) Spectral determination of Kaolinite and gibbsite contents in lateritic soils (MIR). C. R. Acad. Sci. Paris. T. 321 (série Ila), p. 119-128.

MADREF (1996) Ministère de l'Agriculture, du Développement Rural et des Eaux et Forêts, Rapport interne, Rabat-Maroc.

MAMVA (1993) Ministère de l'Agriculture et de la Mise en Valeur Agricole. Étude de préparation du plan national d'aménagement des bassins versants. Rabat, Maroc.

Mané, L. (1999) La surface du sol de la moyenne vallée du fleuve Sénégal: contribution à l'étude de la dynamique actuelle des milieux naturels du terrain à la télédétection satellitaire. Presses universitaires. Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg, France, 388 p.

Manrique, L. A. (1988) Land Erodibility Assessment Methodology – LEAM, Using Soil Survey Data, Based on Soil Taxonomy. University of Hawaii, Editorial & Publication Shop, Honolulu, 28 p.

Marceau, J. D., Howarth, P. J. & Gratton, D. J. (1991) Le problème d'échelle et de l'agrégation spatiale en télédétection. Actes des 4<sup>èmes</sup> Journées scientifiques du Réseau de télédétection de l'AUPELF-UREF, Montréal, Québec, p. 321-334.

Marceau, D. & Hay, G.H. (2000) Remote sensing contributions to scale issues, article édité sur internet, [http://132.204.173.206/lab\\_papers/Rspaper.htm](http://132.204.173.206/lab_papers/Rspaper.htm).

Margate, D. E. & Shrestha, D. P. (2001) The use of hyperspectral data in identifying 'desert-like' soil surface features in Tabernas area. Southeast Spain, 22<sup>nd</sup> Asian conference on remote sensing. 5-9 Novembre, Singapore, p. 736-741.

Markham, B. L. & Barker, J. L. (1985) Spectral characterization of the Landsat TM sensors. Int. J. Remote Sensing, vol. 6, p. 697-716.

Martin, M. E. & Viau, A. A. (2000) Évaluation du potentiel du GEMI par rapport au NDVI pour suivre l'évolution des couverts forestiers en milieux boréaux. Journal canadien de télédétection, vol. 26, p. 1-11.

Masters, T. (1993) Practical neural networks recipes in C++. Academic Press, 492p.

Mathieu, R., Pouget, M., Cervelle, B. & Escadafal, R. (1998) Relationships between satellite-based radiometric indices simulated using laboratory reflectance data and typic soil color of an arid environment. Remote Sensing of Environment, vol. 66, p. 17-28.

McKenzie, N. J., Gessler, P. E., Ryan, P. J. & O'Connell, D. A. (2000) The role of terrain analysis in soil mapping. In *Terrain Analysis: Principles and Applications*. Wilson, John P. / Gallant, John C. (editors), John Wiley & Sons, 480p.

Merzouk, A. (1988) L'érosion hydrique des sols déprécie leur productivité. *ATTABEA: Revue des naturalistes enseignants*, n° 55, Rabat.

Merzouk, A. (1992) Utilisation de la télédétection spatiale dans l'étude et l'inventaire des sols en zone semi-aride. Évaluation des ressources naturelles par télédétection spatiale: MARISY 92: Actes du symposium international, Rabat, Maroc, CRTS, octobre 1992, p. 43-50.

Metternicht, G. I. & Fermont, A. (1998) Estimating erosion surface features by linear mixture modelling. *Remote Sensing of Environment*, vol. 64, p. 254-265.

Montserud, R. A., & Leamans, R. (1992) Comparing global vegetation map with the kappa statistic, *Ecological Modelling*, vol. 62, p. 275-293.

Mougenot, B. & Cailleau, D. (1995) Identification par télédétection des sols dégradés d'un domaine sahélien au Niger. *Proceedings of the ISSS International Symposium (working groups RS and MD)*, Ouagadougou, Burkina Faso, 6-10 Février, p. 169-179.

Oldeman, L. R., Hakkeling, R. T. A. & Sombroek, W. G. (1991) World map of the status of human-induced soil degradation: An explanatory note. *Global Assessment of Soil Degradation (GLASOD)*. 2 ed. Ed. ISRIC, UNEP. In cooperation with Winand Staring Center-ISSS-FAO-ITC.

Oliver, M. A., Webster, R. & Slocum, K. (2000) Filtering SPOT imagery by kriging analysis. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 21, p. 735-752.

Pao, Y. (1989) *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. (New York: Addison-Wesley).

Paola, J. D. (1994) *Neural network classification of multispectral imagery*. MSc Thesis, the University of Arizona, Tucson, USA.

Poesen, J. W., Van Wesemael, B., Bunte, K. & Solé Benet, A. (1998) Variation of rock fragment cover and size along semi-arid hillslopes: a case study from south east Spain. *Geomorphology*, vol. 23, p. 233-335.

Pratt, W. K. (1991) *Digital image processing*, second edition, Wiley, New York. 698 p.

Puech, C. (1993) Détermination des états de surface par télédétection pour caractériser les écoulements des petits bassins versants. Application à des bassins en zone méditerranéenne et zone tropicale sèche. Thèse doctorale, Université de Grenoble. LC T Montpellier.



Purevdorj, T., Tateishi, R., Ishiyama, T. & Honda, Y. (1998) Relationships between percent vegetation cover and vegetation indices. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 19, p. 3519-3535.

Rigol-Sanchez, J. P.; Chica-Olmo, M. & Abarca-Hernandez, F. (2003) Artificial neural networks as a tool for mineral potential mapping with GIS. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 16, p. 1151-1156.

Ripley, B. D. (1993) Statistical aspects of neural networks. In *Networks and Chaos –Statistical and Probabilistic Aspects*, edited by O. E. Barndorff-Nielsen, J. L. Jensen, and W. S. Kendall (London: Chapman & Hall), p. 40–123.

Roberts, D. A. (1991) Separating spectral mixtures of vegetation and soils. Thèse de doctorat (PhD), Université de Washington.

Roberts, D. A., M. Gardner, R. Church, S. Ustin, G. Sceer, & R. O. Green. (1998) Mapping chaparral in the Santa Monica Mountains using multiple endmembers spectral mixture. *Remote Sensing of Environment*, vol.65, p. 267-279.

Robertson, G. P. (1998) *GS+ : Geostatistics for the environmental sciences*. Gamma Design software. Painwell, Michigan.

Roose, E. (1994) Introduction à la gestion conservatoire de l'eau, de la biomasse et de la fertilité des sols (GCES). *Bulletin pédologique de la FAO* 70, 420p.

Roose, E., Arabi, M., Brahima, K., Chebbani, R., Mazour, M. & Morsli, B. (1993) Érosion en nappe et ruissellement en montagne méditerranéenne algérienne. Réduction des risques érosifs et intensification sur la production agricole par la GCES : synthèse des campagnes 1984-1995 sur un réseau de 50 parcelles d'érosion. *Cahiers ORSTOM, série Pédologie*, vol. 28, p. 289-308.

Rowan, L. C. & Mars, J. C. (2003) Lithologic mapping in the Mountain Pass, California area using Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) data. *Remote Sensing of Environment*. 84, 350-366.

Rowan, L. C., Mars, J. C. & Simpson C. J. (2005) Lithologic mapping of the Mordor, NT, Australia ultramafic complex by using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER). *Remote Sensing of Environment*, vol. 99, p. 105-126.

Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. & PDP Group (1986) *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol.1 Foundations*. (London: The MIT Press).

Sabol, D. E., Adams, J. B. & Smith, M. O. (1992) Quantitative sub-pixel spectral detection of targets in multispectral image. *Journal of Geophysical Research*, vol. 97, p. 2659-2672.

Schowengerdt, R., A. (1997) *Remote sensing models and methods for image processing*. Second edition. Academic Press, 521p.



Sérélé, Z. C. (2002) Prédiction des rendements agricoles du maïs et du soya, et du déficit en azote du maïs à l'aide d'images aéroportées et d'un réseau de neurones à rétropropagation. Thèse de doctorat (PhD), Université de Sherbrooke, Québec, Canada, 162p.

Shrestha, D. P., Zincka, J. A. & Van Ranst, E. (2004) Modelling land degradation in the Nepalese Himalayas. *Catena*, vol., p.135–156.

Singh, A. (1986) Change detection in the tropical forest environment of northeastern India using Landsat. *Remote Sensing and Tropical Land Management*, (M.J. Eden and J.T. Parry, eds), John Wiley and Son, Chichester, p. 237-254.

Site web ASTER: <http://asterweb.jpl.nasa.gov/>

Site web ETM+: <http://edc.usgs.gov/products/satellite/landsat7.html#description>

Site Web de LISAH: <http://sol.ensam.inra.fr/lisah/index.php?page=xpsites&lang=fr&doc=saboun>

Sohn, Y., Moran, E. & Gurri, F. (1999) Deforestation in North-Central Yucatan (1985-1995): Mapping Secondary Succession of Forest and Agricultural Land Use in Sotuta Using the Cosine of the Angle Concept. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 68, p. 1271-1280.

Sohn, Y. & Rebello, S. (2002) Supervised and unsupervised spectral angle classifiers. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 68, p. 1271-1280.

Spatial information group: <http://www.waite.adelaide.edu.au/spatial/EnvRes.html>

Story, M. & Congalton, R. G. (1986) Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 52, p. 397-399.

Stein, A., Van der Meer, F. & Gorte, B. (1999) *Spatial statistics for remote sensing*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 284p.

Thauvin, J. P. (1971) *Ressources en eau du Maroc*. Tome 1, domaine du Rif et du Maroc oriental, MTP, Édition du Service Géologique du Maroc, 321p.

Toutin, T. (1995) Intégration de données multisources : Comparaison de méthodes géométriques et radiométriques. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 16, p. 2795-2811.

Tsoukalas, L. H. & Uhrig, R. E. (1996) *Fuzzy and Neural approaches in engineering*. A Wiley-Interscience Publication, John Wiley&Sons, Inc., 587p.

UR AMBRE (Unité de Recherche AMBRE de l'Institut de Recherche pour le développement: Analyse et Modélisation sur les Bassins versants anthropisés du Ruissellement et de l'Érosion) (2002) *Recueil des données acquises : Observations hydrologiques et pluviométriques du barrage de Saboun Tangérois marocain (Nord du Maroc)-Période 1997-2001*, Montpellier.

Van Der Meer, F. (1997) Mineral mapping and Landsat Thematic Mapper image classification using spectral unmixing. *Geocarto International*, vol. 12, p. 27-40.

Vauclin, M. (1982) Méthodes d'études de la variabilité spatiale des propriétés d'un sol. INRA-Plub. Éd. Les colloques de l'INRA, Avignon, 24-25 juin 1982, p. 9-43.

Verbeke, L. P., Vancoillie, C. & De Wulf, R.R. (2004) Reusing back-propagation artificial neural networks for land cover classification in tropical savannahs. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 25, p. 2747-2771.

Vermote, E. F., Tanré, D., Deuzé, J. L., Herman, M. & Morcrette, J. J. ( 1997) Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum, 6S: an overview. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* Vol. 35, p. 675-686.

Wang, F. (1994) The use of artificial neural networks in a geographical information system for agricultural land-suitability assessment. *Environment and Planning A*, vol. 26, p. 265-284.

Wishmeier, W. H. & Smith, D. D. (1958) Rainfall energy and its relationship to soil loss. *Trans. Am. Geoph. Union*, vol. 39, p. 285- 29.

Yang, H., Van Der Meer, F. & Bakker, W. (1999) A back-propagation neural network for mineralogical mapping from AVIRIS data. *Int. J. Remote Sensing*, vol. 20, p. 97-110.

Zhang, M., Qin, Z., Liu, X. & Ustin, S. L. (2003) Detection of stress in tomatoes induced by late blight disease in California, USA, using hyperspectral remote sensing. *Int. J. of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 4, p. 295-310.

Zhu, A. X. (2000) Mapping soil landscape as spatial continua: The neural network approach. *Water resources research*, vol. 36, p. 663-677.

# Annexes



## ***Annexe 1***

Dans cette partie on présente le statut foncier des terres marocaines et la définition des termes cités dans le texte. Entre autres, nous trouvons les statuts suivants :

***Melk :*** C'est le droit de jouir et d'user d'une façon absolue et exclusive d'un bien foncier, sous réserves des limitations imposées par la loi. Les terres sous statut melk peuvent appartenir en pleine propriété à titre individuel, comme ils peuvent appartenir à plusieurs personnes, couvrent 74,3 % de la SAU totale au niveau national, terres sur lesquelles sont situés 89 pour cent de l'ensemble des exploitations ayant de la SAU. Il est cependant confronté aux problèmes de morcellement.

***Collectif ou jmâa :*** Les terres collectives (environ 17 % de la SAU) appartenant en pleine propriété et dans l'indivision à l'ensemble de la collectivité ethnique concentrée et les terres guich (environ 3 % de la SAU). La superficie totale des terres collectives au Maroc s'élève à environ 10 millions d'hectares. Ces deux statuts, les plus anciens, connaissent un démembrement du droit de propriété, dans la mesure où les ayants droits n'ont qu'une jouissance précaire.

***Habous :*** Les terres habous qui sont des biens immobilisés par le fondateur musulman et la jouissance profite aux catégories de bénéficiaires qu'il désigne, elles se caractérisent par plusieurs types (publics, de famille, et zaouia) et font l'objet, en général, de location de courte durée. Elles représentent environ 1 % de la SAU. Ces terres peuvent évoluer en d'autres formes de propriété : elles peuvent faire l'objet de titres privés des dévolutaires. Ces derniers en auront la pleine jouissance jusqu'à l'extinction éventuelle de leur descendance; dans ce cas le bien est versé dans le patrimoine de habous public. Cependant, le habous est une institution en voie de disparition.

***Domaine forestier :*** Ce domaine comprend la forêt, les dunes et les nappes alfatières. Ce statut foncier privilège l'aspect conservation et exploitation par l'État et considère les droits des collectivités comme des servitudes, autrement dit, c'est un patrimoine naturel à conserver et représentent 3 % de la SAU. Ce domaine est géré par la Direction des eaux et forêts.

**Guich :** *Sont des terres de l'État qui avaient été attribuées en jouissance, par les sultans du Maroc, à certaines tribus en récompense de services militaires rendus à l'État. Aujourd'hui c'est l'État qui assure la gestion et la distribution de ces terres prélevées sur ce domaine privé. Les terres Guich, qui sont en quelque sorte des terres collectives de l'État, posent des problèmes similaires à ceux des terres collectives proprement dites.*

Il convient de mentionner que nous avons rapporté la définition des différents statuts fonciers comme présentée dans les documents officiels du gouvernement marocain.

## Annexe 2

### Fiche de relevé des états de surface

Site:.....Date:.....Heure:.....Climat:.....  
Localisation (Carte:.....GPS: Lat.:.....Long.:.....

### Attributs du sol

Topographie:.....Pente:.....Type de sol:.....  
Stade d'érosion : Nul – Minimal – Modéré – Avancé .....  
Type d'érosion :.....  
Type de surface : végétation – roche – sol – résidus .....  
Texture :.....Rugosité :.....Humidité :.....Drainage :.....  
Couleur (Munsell) :.....Éch. du sol N° : .....  
Macroporosité de la surf. :.....Matière Org. :.....  
Type de surface Él. : cultivé – parcours – verger – ravin.  
Nom du fichier du spectre :.....N° du photo : .....

### Informations sur la végétation

Type de végétation:.....Taux de recouvrement :.....%  
Hauteur de la végé. : .....Éch. Végé. N° : .....  
Stade d'évolution: végétatif – reproduction – maturité – sénescence – récolte – N° du photo:....

### Remarque:

Hauteur ASD:.....Photo N° (cible):.....  
.....  
.....